

**Universidade Federal do Rio Grande do Sul**

**Faculdade de Ciências Econômicas**

**Programa de Pós-Graduação em Economia**

**A INDÚSTRIA SIDERÚRGICA BRASILEIRA:  
UM ESTUDO ECONOMÉTRICO**

Cristina Mabel Scherrer

**Porto Alegre  
2006**

**Universidade Federal do Rio Grande do Sul**

**Faculdade de Ciências Econômicas**

**Programa de Pós-Graduação em Economia**

**A INDÚSTRIA SIDERÚRGICA BRASILEIRA:  
UM ESTUDO ECONOMÉTRICO**

Cristina Mabel Scherrer

Orientador: Prof. Marcelo Savino Portugal  
Dissertação apresentada ao Programa de  
Pós Graduação em Economia da Faculdade  
de Ciências Econômicas da UFRGS como  
requisito parcial para a obtenção do título  
De Mestre em Economia

**Porto Alegre  
2006**

# A INDÚSTRIA SIDERÚRGICA BRASILEIRA: UM ESTUDO ECONOMÉTRICO

CRISTINA MABEL SCHERRER

Orientador: Prof. Marcelo Savino Portugal  
Dissertação apresentada ao Programa de  
Pós Graduação em Economia da Faculdade  
de Ciências Econômicas da UFRGS como  
requisito parcial para a obtenção do título  
De Mestre em Economia

Prof. Marcelo Savino Portugal  
UFRGS

Prof. Hélio Henkin  
UFRGS

Prof. Stefano Florissi  
UFRGS

Prof. Alexandre Bandeira M. e Silva  
UNISINOS

Aprovada em: Porto Alegre, 10 de julho de 2006.

## RESUMO

A dissertação traz um breve resumo da história da siderurgia no Brasil, e comentários sobre o que vem ocorrendo no setor no mundo. A dissertação busca contribuir com a estimação de demanda para mercados oligopolizados, utilizando como *proxie* o mercado siderúrgico brasileiro. O objetivo, portanto, é estimar as variáveis econômicas que impactam o consumo de vergalhão no Brasil. Para isso são criados diversos modelos econométricos de demanda, utilizando as modelagens VAR (Vetor Auto-regressivo), BVAR (Vetor Auto-regressivo Bayesiano) e Variáveis Instrumentais (IV). A metodologia BVAR foi aquela que apresentou os melhores resultados, com os seus coeficientes sendo robustos e estatisticamente significantes, além de reproduzirem a teoria econômica.

Palavras-chave: Siderurgia, Modelos de demanda, VAR, BVAR, Variáveis Instrumentais (IV), demanda de vergalhão.

## **ABSTRACT**

The present dissertation begins with a small resume of the history of the steel sector in Brazil, added to this some comments about that in the world. The dissertation aims to contribute with the estimation of oligopoly markets demand, using as a proxy the steel industry in Brazil. The main objective is to estimate the economics variables witch impact the rebar consumption in Brazil. The estimates are made using different econometric methodologies as VAR (Vector Autoregressive), BVAR (Bayesian Vector Autoregressive) and Instrumental Variables. The BVAR methodology is the one witch presents the best results, with the coefficients signs being robust and statistic significant, besides reproducing the economic theory.

Keywords: Steel Industry, Demand models, VAR, BVAR, Instrumental Variables (IV), rebar demand.

**LISTA DE FIGURAS**

Figura 1- Estrutura da Siderurgia Brasileira.....	23
Figura 2- Resultados .....	78
Figura 3- Resultados .....	79
Figura 4- Resultados .....	80

**LISTA DE GRÁFICOS**

Gráfico 1- Intensidade do Aço.....	37
Gráfico 2- Accumulated Response – Modelo 1.....	51
Gráfico 3- Accumulated Response – Modelo 2.....	53
Gráfico 4- Accumulated Response – Modelo 3.....	55
Gráfico 5- Accumulated Response – Modelo 1.....	57
Gráfico 6- Accumulated Response – Modelo 2.....	58
Gráfico 7- Accumulated Response – Modelo 3.....	63
Gráfico 8- Accumulated Response – Modelo 4.....	65
Gráfico 9- Choque no Consumo de Vergalhão.....	68
Gráfico 10- Choque no Preço.....	69
Gráfico 11- Choque no PIB.....	69
Gráfico 12- Choque no Consumo de Vergalhão.....	71
Gráfico 13- Choque no INCC.....	72
Gráfico 14- Choque no Consumo de Vergalhão.....	72
Gráfico 15- Choque no INCC.....	73
Gráfico 16- Choque no Investimento.....	74
Gráfico 17- Choque no Consumo de Vergalhão.....	75
Gráfico 18- Choque no INCC.....	76
Gráfico 19- Choque no Investimento.....	76

**LISTA DE TABELAS**

Tabela 1: Ranking Maiores Produtores Mundiais de Aço Bruto..... 18

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	9
<b>2 ESTRUTURA DE MERCADO E SIDERURGIA</b> .....	11
<b>2.1 Mercado Competitivo</b> .....	11
<b>2.2 Poder de Mercado</b> .....	13
2.2.1 - Tipos de Concentração – o Oligopólio.....	15
<b>2.3 Siderurgia</b> .....	17
2.3.1 - Indústria Siderúrgica Mundial – um Breve Histórico .....	17
2.3.2 - Indústria Siderúrgica Brasileira – um Breve Histórico.....	18
<b>2.4 Definição do Produto - Vergalhão</b> .....	22
<b>3 Modelos VAR, BVAR E Variáveis Instrumentais – Metodologia e Aplicações a Estimação de Demanda</b> .....	24
<b>3.1 VAR</b> .....	24
2.1.1 - O Modelo.....	24
2.1.2 - Aplicações.....	30
<b>3.2 BVAR</b> .....	32
3.2.1 - O Modelo.....	32
3.2.2 – <i>Minesota Prior</i> .....	33
3.2.3 – Aplicações.....	36
<b>3.3 Variáveis Instrumentais</b> .....	39
3.3.1 - O Modelo.....	39
3.3.2 - O Método dos Mínimos Quadrados em Dois Estágios.....	42
3.3.3 – Aplicações.....	45
<b>4 Modelos e Resultados</b> .....	47
<b>4.1 Dados</b> .....	47
<b>4.2 VAR</b> .....	48
<b>4.3 BVAR</b> .....	67
<b>4.4 Variáveis Instrumentais</b> .....	77
<b>5 CONCLUSÃO</b> .....	82
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	85

## 1 INTRODUÇÃO

O crescimento econômico – Produto Interno Bruto - de um país é a variável econômica mais assistida por todos. As variáveis que impactam o seu desempenho são da mesma forma um importante referencial e, muitas vezes, recebem uma atenção especial de políticas governamentais para melhorar a sua atuação. A indústria siderúrgica, sem dúvida, é um setor que em algum período da história de qualquer país, desempenhou ou desempenhará um papel fundamental no seu desenvolvimento econômico. Percebe-se assim, uma relação bastante estreita entre o desempenho da indústria siderúrgica e o crescimento econômico de um país, a ponto de ser fundamental entender as variáveis que afetam o consumo de produtos siderúrgicos em um país.

Embora existam estudos de estimações de demanda por aço em outros países, como Crompton (2000) para o Japão, Crompton e Wu (2003) para a China, Crompton (1999) para Malásia, Singapura, Tailândia, Filipinas e Indonésia, não há tal referência bibliográfica para o caso brasileiro, nem mesmo estudos econométricos explicando a dinâmica das variáveis relacionadas nesse contexto.

O Brasil é um país com um razoável potencial produtivo, sendo o segundo maior produtor de aço das Américas e produzindo menos somente se comparado aos Estados Unidos. O país produziu 31,6 milhões de toneladas de aço bruto em 2005, e exporta ao redor de 12 milhões de toneladas de produtos acabados e semi-acabados, sendo o décimo primeiro maior exportador mundial e estando na nona posição do ranking de maiores produtores mundiais.

São esses três aspectos (importância do setor siderúrgico no crescimento econômico do país, ausência de bibliografia explorando impactos na demanda do setor siderúrgico e posição relativamente importante da produção brasileira no cenário mundial) que tornam interessante a análise da demanda de produtos siderúrgicos brasileiros.

Dentro da produção brasileira, pode-se dizer que existem dois grandes grupos de produtos siderúrgicos acabados: os laminados planos e os laminados não planos (longos). O segundo grupo tem sua maior utilização na indústria da construção civil, e assim, é um parâmetro

adequado e representativo em flutuações do desempenho econômico de um país, se transformando em interessante fator de análise.

Dessa forma, o trabalho estará dividido em quatro partes, primeiro a introdução, sendo que a segunda traz um breve resumo da teoria microeconômica no que se refere à concentração de mercado, importante para o entendimento da dinâmica atual de mercado da indústria siderúrgica brasileira em aços longos comuns. Juntamente com os aspectos microeconômicos, um histórico da siderurgia mundial e brasileira é apresentado. A história de como a indústria se formou, quais foram os incentivos dados, as características do setor no Brasil e como o processo de privatização impactou essa indústria nos ajudam a entender a estrutura existente.

Num terceiro momento é apresentado um resumo das metodologias econométricas para estimação de demanda, e também aplicações dessas metodologias em estimações de produtos relacionados à indústria siderúrgica ou não. Serão apresentados modelos de vetores autoregressivos (VAR), modelos de vetores autoregressivos com restrições bayesianas (BVAR) e modelos de variáveis instrumentais. A comparação entre essas metodologias será realizada com base nos modelos obtidos no capítulo 4.

Finalmente, no quarto capítulo serão apresentados os resultados dos exercícios econométricos realizados utilizando as três metodologias descritas e a comparação dos mesmos. Foram estimados diferentes modelos de demanda com o objetivo de relacionar quais variáveis impactam no consumo dos produtos siderúrgicos, mais especificamente, no consumo de vergalhão, e como esse efeito se perpetua ao longo do tempo. Utilizou-se dados trimestrais e dados mensais, a fim de obter a melhor especificação.

## 2 ESTRUTURA DE MERCADO E SIDERURGIA

Um importante e fundamental aspecto do estudo de demanda inicia-se na estrutura de mercado, isto é, na organização da produção de bens e serviços e a alocação destes entre consumidores. Desta forma, a caracterização e conceituação das diferentes estruturas de mercado e suas implicações serão brevemente estudadas.

### 2.1 Mercado Competitivo

A análise de mercados competitivos baseia-se na teoria de competição perfeita, a qual se fundamenta em 4 pressupostos que podem ser resumidos em:

1. *Price Takers*: Cada firma, por vender uma parte bastante pequena do total produzido no mercado, e qualquer decisão sua, desta forma, não afetar o preço de mercado, acaba por ter o preço de mercado como dado. Da mesma forma, os gastos dos consumidores na mercadoria deste mercado constituem somente uma pequena fração da sua renda total, e as suas atitudes, assim, não afetam o preço. Os consumidores e as firmas assumem, de maneira correta, que suas decisões não afetam o preço de mercado.
2. Homogeneidade de Produto: As empresas produzem produtos idênticos, de forma que, a única escolha dos consumidores é o preço, levando o mercado a ter um preço único, já que qualquer desvio do preço de mercado reduziria as vendas da empresa a zero.
3. Perfeita Mobilidade de Recursos: Livre entrada e saída de empresas do mercado. Se estas percebem uma oportunidade de lucro, podem contratar recursos e entrar no mercado; se estiverem auferindo prejuízos, conseguem abandonar os recursos de produção e se retirar do mercado.

4. Perfeita Informação: Consumidores e empresas têm informações completas sobre suas preferências, níveis de renda, preços e qualidade dos produtos, custos, preços e tecnologias.

Na análise do mercado competitivo, a economia contém consumidores que são donos das firmas. A situação inicial da economia seria indivíduos possuindo uma determinada quantidade de bens, e ao mesmo tempo uma fração de uma firma e assim uma fração da renda proveniente de suas atividades. Para uma economia como tal estar em equilíbrio, há três condições denominadas como condições para um equilíbrio walrasiano competitivo (Marshall, 1920):

1. Maximização de lucros: Para um determinado vetor de preços  $p^* \in \mathbb{R}$  e para um vetor de bens  $1, \dots, L$ . Para cada firma  $j$ , o  $y_j^*$  resolve o problema de maximização (sendo  $y_j$  a quantidade produzida pela firma):

$$\text{Max } p^* \cdot y_j$$

2. Maximização de utilidade: Para cada consumidor  $i$ ,  $x_i^*$  resolve o problema de otimização:

$$\text{Max } U_i(x_i)$$

$$\text{Sujeito a : } p^* \cdot x_i \leq p^* \cdot w_i + \sum_{j=1}^J \theta_{ij} (p^* \cdot y_j^*)$$

Onde  $w_i$  é a quantidade dos bens  $1, \dots, L$  que o consumidor  $i$  possui, e  $\sum_{j=1}^J \theta_{ij} (p^* \cdot y_j^*)$  é o somatório do percentual ( $\theta_{ij}$ ) que o consumidor  $i$  tem nas firmas  $1, \dots, j$ .

3. Ajuste de mercado: Para cada bem  $l = 1, \dots, L$ .

$$\sum_{i=1}^I x_{li}^* = w_l + \sum_{j=1}^J Y_{lj}^*$$

As condições 1 e 2 não são comuns apenas a mercados competitivos, e sim a equilíbrios de mercado em geral, os agentes tentam fazer o melhor que podem em seu benefício. O

diferencial é que a condição 1 explicita a idéia de que as firmas, como agentes, maximizam os seus lucros, dado um vetor de preços de insumos e dado um vetor de preços dos bens produzidos, acordando com o item de *price takers*. Da mesma forma, cada consumidor irá atuar de forma a maximizar a sua utilidade, isto é, escolherá a sua cesta de bens de maneira a agregar o máximo de utilidade possível, dado sua restrição orçamentária, imposta pelos preços de mercado e pela sua riqueza. O vetor de preços tem dois impactos na restrição do consumidor, uma delas na quantidade inicial de bens que o consumidor possui, que determina sua riqueza, e a segunda é que preços afetam os lucros da firma, e assim, a riqueza proveniente da fração que ao consumidor pertence. A terceira condição, de ajuste de mercado, requiere que aos preços de mercado e dado as condições 1 e 2, a oferta se ajuste a demanda, isto é, os consumidores demandarão exatamente o que as firmas estão ofertando.

## 2.2 Poder de Mercado

Quando há um número relativamente pequeno de agentes de algum lado do mercado, pode ocorrer uma habilidade por parte destes poucos em alterar preços com suas atitudes, e assim, levar estes para longe dos níveis de competição perfeita. Um exemplo bastante simples é quando há apenas um vendedor de um determinado bem. Este, obviamente, possui o poder de estipular o preço de mercado de acordo com a rentabilidade que deseja obter.

Partindo então do exemplo de apenas um vendedor de um determinado bem, supomos que a função de demanda por este bem ao preço  $p$  seja  $x(p)$  (isto é, o consumidor está disposto a consumir uma determinada quantidade do bem em função do preço deste bem), a qual é contínua e estritamente decrescente para todo  $p$  (isto é,  $x'(p) < 0$ ). A função de custo do monopolista é  $c(q)$ , sendo  $q$  a quantidade produzida e a decisão do monopolista consiste basicamente em encontrar o preço que maximize seu lucro. Assim:

$$\text{Max } px(p) - c(x(p))$$
<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Esta condição de maximização do lucro no monopolista muitas vezes é vista de outra forma, com a função de demanda inversa sendo  $p(q)$ , o preço que deve ser cobrado para ser vendido  $q$  unidades do produto.

Supomos que as funções de custo e preço são contínuas e diferenciáveis para todo  $q \geq 0$ , e  $p(0) > c'(0)$ . Assim existe uma única solução  $q^* \in (0, \infty)$ , tal que  $p(q^*) = c'(q^*)$ . A solução  $q^*$  é uma solução ótima de mercado competitivo.

Satisfazendo a condição de primeira ordem

$$p'(q^m)q^m + p(q^m) \leq c'(q^m), \text{ com a igualdade se } q^m > 0$$

A condição de primeira ordem mostra que na escolha ótima de maximização de lucro, a receita marginal de iguala ao custo marginal. O lado esquerdo da expressão acima representa a receita marginal de um aumento em uma unidade na quantidade  $q^m$  (derivada da receita com relação a  $q$ ), enquanto o lado direito mostra o custo marginal de aumentar a produção uma unidade acima de  $q^m$ . Usando a suposição que  $p(0) \geq c'(0)$ , a condição de primeira ordem se transforma em:

$$p'(q^m)q^m + p(q^m) = c'(q^m)$$

Analisando o termo acima e lembrando do caso típico em que  $p'(q) < 0$ , onde uma variação na quantidade demanda para qualquer  $q$ , traz uma variação no preço de efeito contrário, percebemos que o termo  $p'(q^m) < 0$ , e assim,  $p(q^m) > c'(q^m)$ . Dessa forma, a decisão de monopolista é tomada com o conhecimento de que uma redução na quantidade trará um aumento nos preços em todas as quantidades vendidas, e não apenas nesta unidade marginal. O termo que mostra esta captura de valor do monopolista em produzir uma quantidade inferior a quantidade ótima a um preço superior que o mercado competitivo é  $p'(q^m)q^m$ .

Existem casos onde há mais de um vendedor, porém não muitos, de um mesmo produto, o caso dos oligopólios. Estes são mercados onde a competição entre as poucas firmas existentes é bastante estratégica, utilizando-se para análise de modelos de mercado oligopolizados, a teoria dos jogos.

Dessa forma, a renda que o monopolista deve receber por  $q$  unidades vendidas é  $r(q) = p(q)q$ . E o problema de maximização se transforma em  $Max p(q)q - c(q)$

As condições de primeira e segunda ordem são:

$$p(q) + p'(q)q = c'(q)$$

$$2p'(q) + p''(q)q - c''(q) \geq 0$$

### 2.2.1 Tipos de concentração – O oligopólio

O modelo de Cournot (1838) parte do princípio que existem duas firmas no mercado, produzindo um produto homogêneo. A produção dessas duas firmas ( $q_1 + q_2$ ) é a produção total do mercado ( $Q$ ). A quantidade total de mercado afeta o preço de mercado, e assim, a decisão de cada *player* de quanto produzir é a variável estratégica que afeta o nível de preços do mercado.

O problema de otimização da firma 1 é:

$$\text{Max } p(q_1 + q_2)q_1 - c_1(q_1), \text{ sendo } c_i \text{ a função de custo da firma } i.$$

Como pode-se perceber, o lucro da firma 1 depende da quantidade produzida por ela própria e pela firma 2. Dessa forma, a firma 1 precisa estimar qual é a possível escolha de produção da firma 2. O equilíbrio se dá no conjunto  $(q_1^* + q_2^*)$ , onde cada firma está maximizando seu lucro dada a crença de que a outra firma irá produzir determinada quantidade. A firma age exatamente como um monopolista com uma função de demanda inversa, sendo preço função da quantidade produzida.

$$p'(q_1 + q_2)q_1 + p(q_1 + q_2) \leq c, \quad q_1 > 0$$

As condições de primeira ordem para cada uma das firmas nos trazem a curva de reação, a qual mostra a escolha ótima da firma  $i$  dada a sua expectativa da produção da outra firma que está no mercado.

Para que um conjunto de quantidade seja um equilíbrio de *Nash*<sup>2</sup>, essas quantidades precisam satisfazer as condições abaixo (sendo  $(q_1^*, q_2^*)$  as quantidades que satisfazem o equilíbrio).

$$p'(q_1^* + q_2^*)q_1^* + p(q_1^* + q_2^*) \leq c, \text{ com igualdade se } q_1^* > 0, \text{ e}$$

$$p'(q_1^* + q_2^*)q_2^* + p(q_1^* + q_2^*) \leq c, \text{ com igualdade se } q_2^* > 0.$$

Trabalhando com essas duas igualdades, pode-se mostrar que em um equilíbrio de Nash, tem-se:

---

<sup>2</sup> Em um equilíbrio de *Nash*, cada escolha de estratégia de um jogador é a melhor resposta para as estratégias jogadas pelos seus concorrentes. A diferença para o conceito de racionalidade do jogador, é que não somente o jogador escolhe a melhor estratégia dada a conjectura das estratégias dos concorrentes, como ele também está correto com relação a conjectura da estratégia escolhida.

$$p'(q_1^* + q_2^*) \left( \frac{q_1^* + q_2^*}{2} \right) + p(q_1^* + q_2^*) = c$$

Já o modelo proposto por Bertrand (1883) apud Mas Colell (1995) considera 2 firmas maximizadoras de lucros (fazendo-se um duopólio) em um mercado onde a função de demanda é dada por  $x(p)$ , considerando que  $x(p) > 0$  e que  $x(p) = 0$  para todo  $p \geq \bar{p}$ , sendo que  $\bar{p} < \infty$ . Faz-se também  $c > 0$ . A competição entre estas duas firmas se dá por preço, sendo assim, as funções de oferta das firmas será em função dos preços realizados por ela mesma e pela outra firma. Dessa forma, seguem as funções de vendas da firma  $j$  (considerando a segunda firma como firma  $k$ ):

$$x_j(p_j, p_k) = \begin{cases} x(p_j) & \text{se } p_j < p_k \\ \frac{1}{2} x(p_j) & \text{se } p_j = p_k \\ 0 & \text{se } p_j > p_k \end{cases}$$

O lucro dessa firma será dado por  $(p_j - c)x_j(p_j, p_k)$ .

O modelo de competição de Bertrand (1883) apud Mas Colell (1995) é um jogo simultâneo, uma vez que as empresas respondem a movimentos dos outros *players* no mercado (generalizando para um mercado com mais de 2 firmas). Esse é um modelo que pode ser aplicado para diversos segmentos, principalmente em produtos homogêneos, não fortemente diferenciados pela qualidade.

O equilíbrio de *Nash* desse tipo de concorrência é bastante benéfico para os consumidores, uma vez que traz o mesmo equilíbrio de um caso de concorrência perfeita, onde é necessário um grande número de firmas para que isso ocorra. O equilíbrio é dado então, por uma situação onde  $p_j^* = p_k^* = c$ . Isso se dá pelo fato de que se uma das firmas decide subir seu preço, não venderá nenhuma unidade de produto, se resolver baixar seu preço, venderá mais unidades de produto, porém incorrerá em prejuízos. A questão é que não existe nenhum outro equilíbrio de *Nash* nesse jogo, a não ser a igualdade entre preços e custos. Se nesse modelo ocorrer alguma diferenciação de produtos, ocorre que uma firma poderá ter o preço mais elevado que outra, sem necessariamente, perder todas as suas vendas. Esse seria

um caso de diferenciação de produtos, onde alguma das firmas teria um poder de mercado pela diferenciação do seu produto.

## 2.3 Siderurgia

Para entender a dinâmica de mercado na indústria de aços longos comuns no Brasil é necessário um breve entendimento de como essa indústria, e também as indústrias correlatas (aços planos, por exemplo) se formaram mundialmente e como o Brasil está inserido nesse contexto. Dessa forma, será realizado um resumo do histórico siderúrgico mundial e a correspondente contrapartida nacional.

### 2.3.1 Indústria siderúrgica mundial – um breve histórico

A história da siderurgia brasileira e mundial apresenta alguns marcos representativos. A economia mundial até a década de 70 contou com um grande desenvolvimento de diversos setores, principalmente no pós guerra. O mesmo ocorreu com a indústria siderúrgica, que teve sua produção de aço bruto crescendo a uma média de 5 % ao ano entre 1945 e 1979. A reconstrução dos países favoreceu esse crescimento, que foi alavancado principalmente pelo Estado. A siderurgia mundial era predominantemente estatal nessa época, atingindo um índice de estatização de 75% em 1980 (ANDRADE, 2001).

Durante a década de 80, a semelhança do que ocorreu com a siderurgia no Brasil, o setor mundial estatizado apresentou sinais de lentidão de respostas à demanda, reduzido número de investimentos, se tornando em alguns casos, obsoleto.

Assim, a partir de 1988, iniciou-se uma reestruturação no setor mundial, caracterizada por um intenso processo de privatização, que reduziu drasticamente a capacidade de produção e o número de empresas nas mãos do Estado. Esse processo favoreceu a internacionalização da indústria, acirrando a competição e incentivando a busca por escala, produtividade e inovações tecnológicas. Atualmente a indústria siderúrgica mundial se vê em um intenso processo de consolidação, algumas empresas não chegam a ter uma nacionalidade definida, por terem presença em diversos países. Em 1990, as cinco maiores empresas mundiais eram responsáveis por 13,4% da produção mundial, em 2005, as cinco maiores empresas

produzem 24,4% do total mundial (excluído China desse exemplo)<sup>3</sup>. Essa consolidação se dá por diversos motivos, entre eles, o fato das cadeias *upstream* (a montante) e *dowstream* (a jusante) ou já serem consolidadas, ou estarem passando pelo mesmo processo<sup>4</sup>. Outras razões para a intensificação desse processo de consolidação são os ganhos de escala, gerando diversas sinergias operacionais e administrativas, proporcionando a redução de custos fixos para investimentos e a diversificação geográfica, além de reduzir os riscos de economias nacionais, entre outras.

Atualmente, a inserção do Brasil no contexto internacional de produção de aço se dá com uma razoável colocação. A Tabela 1 abaixo mostra o ranking dos maiores produtores de aço bruto mundial.(dados de 2005), onde podemos ver o Brasil sendo o nono maior produtor.

Tabela 1: Ranking Maiores Produtores Mundiais de Aço Bruto

China	349,4
Japão	112,5
Estados Unidos	94,9
Rússia	66,1
Coréia do Sul	47,8
Alemanha	44,5
Ucrânia	38,6
Índia	38,1
Brasil	31,6

Fonte: *International Iron and Steel Institute – IISI, 2006.*

### 2.3.2 Indústria siderúrgica brasileira – um breve histórico

A produção siderúrgica brasileira iniciou em 1925, e o seu crescimento até o ano meados da década de 50 foi bastante lento. A produção era de apenas 342 mil toneladas em 1946. A

<sup>3</sup>Considerando China no exemplo, em 1990 as cinco maiores empresas produziam 12,3 % do total mundial e em 2005, 16,9%. (DE PAULA, 2002).

<sup>4</sup> Os três maiores produtores mundiais de minério de ferro são responsáveis por aproximadamente 70% do comércio transoceânico, e os cinco maiores de ferro níquel produzem 70% da produção mundial. (DE PAULA, 2002).

primeira usina integrada<sup>5</sup> da América do Sul (Usina Sabará) começou suas atividades no ano de 1925 e em 1946 a Companhia Siderúrgica Nacional (produtora de aços planos) era inaugurada. Em 1950, entraram no mercado a Acesita (aços especiais) e a Mannesmann (tubos). Também durante a década de 50, a Companhia Siderúrgica Paulista – Cosipa e Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais – Usiminas eram fundadas, sendo as duas produtoras de aços planos.

A característica de várias dessas usinas criadas nesse período foi a estatização posterior a sua fundação, dada a irreversibilidade dos investimentos e a insuficiência de recursos financeiros. Com a criação do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico (posteriormente BNDES) em 1952, este passou a, juntamente com o governo federal, receber a transferência da responsabilidade pela continuidade do funcionamento de diversas siderúrgicas. Além disso, o banco deu prioridade ao setor siderúrgico, se transformando em um agente financeiro da estratégia governamental.

A tentativa de estabilização econômica com o Plano Trienal (1963-1965) e a conseqüente estagnação econômica não trouxeram resultados positivos para o país como um todo, inclusive para a siderurgia. Em 1968 foi criado o Plano Nacional Siderúrgico (PNS) que tinha por objetivo aumentar a produção nacional de aço, dado que este setor apresentava-se estratégico para a independência industrial do país. Em 1972, o Brasil se tornou o 17º maior produtor mundial de aço bruto, sendo responsável por 1% da produção mundial, o equivalente a 6,5 milhões de toneladas. Nessa época, 3 empresas estatais (CSN, Usiminas e Cosipa) foram as responsáveis por aproximadamente 53% da produção total, demonstrando as raízes da concentração da indústria.

O modelo de substituição de importações incentivava a industrialização, direcionando os investimentos para o setor siderúrgico. Os investimentos em aços longos foram menos intensos do que os realizados na indústria de aços planos nessa época, apesar do BNDES apoiar a expansão da totalidade da indústria siderúrgica. O BNDES teve uma participação grande na formação do parque siderúrgico nacional (em 1963, 85% dos recursos do banco foram destinados para a siderurgia). Assim, a expansão da capacidade foi considerável no período (em 1980 a produção brasileira atingiu 15,3 milhões de toneladas e a capacidade

---

<sup>5</sup> Usina integrada: processo de fabricação constituído pelas etapas de redução, refino ou aciaria e conformação (laminação, trefilação ou forjamento). Parte-se do minério de ferro para a produção do aço.

instalada chegou a 82% - 16,4 milhões de toneladas - do previsto no Plano Siderúrgico Nacional de 1971). Durante a década de 70, o governo federal priorizou o crescimento da indústria siderúrgica nos dois PNDs (Planos Nacionais de desenvolvimento), destinando ao setores siderúrgico e metalúrgico cerca de 35% dos recursos reservados para a área industrial.

Apesar da recessão econômica e da queda da produção nacional, entram em operação 3 empresas (com participação estatal) na década de 80: Companhia Siderúrgica de Tubarão – CST (aços planos), Mendes Jr e Açominas (semi acabados). Durante a década de 80, a siderurgia estatal representava por volta de 70% da produção nacional, demonstrando o alto grau de estatização adquirido ao passar das crises de estagnação econômica.

A recessão econômica que perdurou durante toda década de 80 trouxe conseqüências também para a siderurgia. As atividades industrial, da construção civil, entre outras, reduziram-se bastante nesse período, afetando o demanda por aço. As empresas passaram a exportar o excedente doméstico, porém a preços menores. Dessa forma, o volume de investimentos na siderurgia sofreu uma significativa queda, e a indústria estava se tornando desatualizada e obsoleta. As características do setor se resumiam em endividamento, limitações de investimentos, gestão burocratizada, alto passivo ambiental e baixa autonomia de planejamento e estratégia. O controle estatal, antes impulsionador do crescimento e da expansão da indústria, agora sem condições de completar o ciclo de capacitação e renovação do setor, gerando um atraso nas respostas a demandas do mercado. Dado este cenário, o processo de privatizações na siderurgia brasileira teve início em setembro de 1988.<sup>6</sup> No início, foram realizadas privatizações de menor porte, sendo várias empresas produtoras de aços longos. A partir de 1991, com o Programa Nacional de Desestatização (PND), as empresas de maior porte foram sendo privatizadas. Nessa mesma época, acontecia a liberalização da economia, gerando impactos profundos no setor, como a redução do controle de preços e a redução das alíquotas de importação de produtos siderúrgicos e também de tecnologia. O período anterior à privatização era assim caracterizado por ausência de competição e baixa qualidade de produtos. As pesquisas tinham um volume insuficiente e os gastos eram preponderantes em pagamento de benefícios e de pessoal. Na realidade, os gastos que eram direcionados a pesquisa estavam

---

<sup>6</sup> Siderúrgica Cosim (produtora de tubos).

muito voltados para recursos humanos. Existia um único grande fornecedor dos produtos, fazendo com que não houvesse necessidade de melhorias produtivas ou de qualquer outra natureza.

À medida que o processo de privatização e abertura da economia iam se intensificando, a entrada de novos e diferentes *players* (não se concentrando toda produção apenas no Estado) gerou aumento de eficiência administrativa, industrial, financeira e comercial. Um plano de investimentos industriais foi criado (tendo aporte financeiro do BNDES), e as empresas passaram a ter gestão própria e a buscar a lucratividade como medida de desempenho. Esse processo marcou uma nova fase de desenvolvimento para o setor siderúrgico, gerando empresas fortalecidas como grupos empresariais, elevação da produtividade, acesso ao mercado de capitais, participação de empresas em investimentos no exterior, desenvolvimento de processos e produtos para atendimento ao cliente, modernização tecnológica, atualização ambiental, estratégias comerciais mais agressivas e autonomia para planejamento e estratégia de atuação.

Entre as principais alterações causadas pelas privatizações no setor, está também, o fim da uniformização da CIF (*Cost Insurance Freight*). Quando o Estado era dono da gestão das empresas siderúrgicas do país, a CIF era cobrada com valor constante para todos os estados da federação, isto é, um produto entregue no Rio Grande do Sul ou na Bahia, tinha o mesmo valor de frete e seguro. Isso gerava inúmeras distorções, pois algumas empresas acabavam por se situar em estados que forneciam outros tipos de incentivo, pois sabiam que não seriam oneradas pelo frete de um de seus principais insumos, o aço. Com as privatizações, se deu fim essa uniformização, e os fretes passaram a ter seu valor real, deixando de subsidiar alguns estados e onerar outros.

Havia inúmeras distorções de eficiência no setor siderúrgico estatizado. Diversas empresas antes da privatização não conseguiam gerar renda para o governo, pois ao realizarem prejuízos ano a ano, não efetuavam o pagamento integral de seus impostos. O Estado era prejudicado pela ineficiência das empresas que geria, enquanto que os favorecidos dessa má gestão, eram os funcionários (pelos diversos benefícios adquiridos e pelo número elevado do quadro de lotação), alguns consumidores (pelos preços muitas vezes não coerentes com o custo real do produto) e alguns fornecedores (por conseguirem condições especiais nem sempre favoráveis para a empresa estatal). Percebe-se uma transferência de

recursos do Estado para alguns grupos isolados, derivada de uma gestão ineficiente e sem lucratividade. A partir do momento que várias empresas se tornaram privadas, o quadro de lotação reduziu drasticamente, os investimentos para modernização tecnológica e industrial tiveram prioridade nos gastos e as políticas comerciais e de fornecimento foram revistas. A gestão privada trouxe em questão de poucos anos, os impostos que o Estado nunca arrecadou, além da eficiência administrativa, através do término das distorções passadas.

O processo de privatização gerou uma relativa complexidade da rede de participações, dada a participação de bancos no processo. Essa complexidade gerava entraves, inibindo a participação de investimentos estrangeiros e afetando a competitividade da siderurgia brasileira. Desde então, a estrutura societária de diversas empresas siderúrgicas vem se alterando a fim de buscar ganhos de sinergias, com o apoio do BNDES.<sup>7</sup> O processo de privatizações no Brasil utilizou-se, diferentemente de diversos outros países, o uso de leilões como forma de privatização, o que gerou essa instabilidade patrimonial no setor (DE PAULA, 2002), além de diversas outras operações entre empresas pertencentes e não pertencentes ao setor (como exemplos bancos que possuíam participação acionária em empresas do setor). Essa reestruturação pós privatizações colaborou para a existência de um setor siderúrgico consolidado no país.

Finalmente, o processo de privatização colaborou para a competitividade do Brasil na produção de aço, fazendo com que o país aproveitasse melhor suas vantagens comparativas, como minério de ferro abundante de alta qualidade e custos de mão de obra. Enquanto que em muitos outros países essa consolidação está acontecendo, no Brasil, há pouco espaço para fusões e aquisições, dado que o número de empresas atuantes em cada segmento do setor já é reduzido.

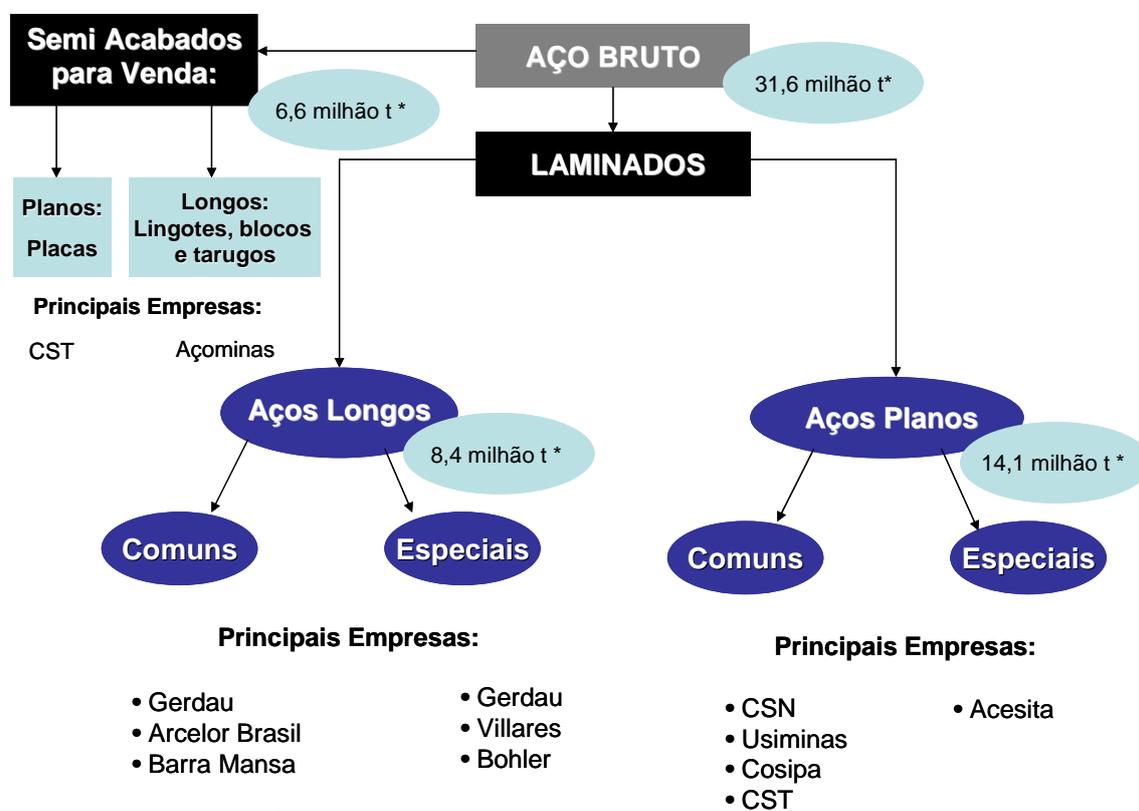
#### 2.4 Definição do produto - Vergalhão

A indústria siderúrgica é dividida por produtos com características técnicas e destinações diferentes. O diagrama abaixo clareia bem como podem se dividir as produções das empresas existentes no mercado. Fabricando aço bruto, pode-se vender o aço semi-acabado (na forma de placas, blocos, lingotes e tarugos) ou pode-se laminá-los para a venda. Há dois

---

<sup>7</sup> Como exemplo, a reestruturação societária da CSN e da CVRD em 2001.

grandes grupos de laminadas: laminados planos e laminados não planos (longos). Dentro da segmentação de laminados longos, há duas especificações técnicas que são aços comuns e aços especiais. Os aços longos especiais são principalmente direcionados para a indústria automobilística. Trataremos no capítulo 3 somente de aços longos comuns, e utilizaremos como proxy para essa indústria de não planos comuns, o produto vergalhão, que tem seu uso na indústria da construção civil. Pela Figura 1 abaixo, podemos perceber que, atualmente, 3 empresas são as principais responsáveis pela totalidade da produção nacional, sendo que 2 delas (Grupo Gerdau e Arcelor Brasil) possuem uma participação de mercado mais relevante que a terceira.



\*Produção 2005, fonte: IBS.

Figura 1: Estrutura da Siderurgia Brasileira

Fonte: Elaboração própria, produção retirada do Instituto Brasileiro de Siderurgia – IBS, 2005.

### **3 MODELOS VAR, BVAR E VARIÁVEIS INSTRUMENTAIS – METODOLOGIA E APLICAÇÕES A ESTIMAÇÃO DE DEMANDA**

Existem diversas metodologias possíveis para estimar uma função de demanda. Dada a particularidade de cada modelo e das variáveis inseridas neste, para cada caso uma metodologia deve se apresentar mais adequada que outra. Serão apresentadas aqui três metodologias, que posteriormente, serão utilizadas para modelar o consumo de aços longos comuns (mais precisamente o vergalhão<sup>8</sup>). São elas: modelagem de vetores autoregressivos VAR, o caso do VAR com restrições bayesianas (BVAR) e variáveis instrumentais (utilizando o método de mínimos quadrados em dois estágios).

#### **3.1 VAR**

Segue uma explicação teórica do modelo de vetores autoregressivos e aplicações do mesmo ligadas e estimação de demanda.

##### **3.1.1 O modelo**

Captar relações dinâmicas entre as variáveis pode ser bastante útil em alguns modelos, porém não suficientes em outros. Muitas variáveis econômicas apresentam efeitos diversos em outras, e estas por sua vez, afetam as variáveis iniciais, isto é, existe uma relação dinâmica não somente temporal, como também entre as variáveis dentro do mesmo modelo. Para captar esse efeito “vai e vem e vai” a modelagem VAR é bastante adequada, através de vetores autoregressivos simultâneos.

---

<sup>8</sup> Conforme definição no capítulo 2.

A teoria dos modelos VAR tem seu cerne na análise da covariância de séries de tempo estocásticas  $Y_t$ .  $Y_t$  é  $(nxn)$ , isto é,  $Y_t' = (Y_{1t}, \dots, Y_{nt})$ . Assim, em trabalhos empíricos, é assumido que  $Y_t$  pode ser aproximado arbitrariamente bem pelo VAR finito de ordem  $p$ .

$$Y_t = \sum_{k=1}^p B_k Y_{t-k} + e_t \quad \text{Equação 1}$$

Onde  $e_t$  é um vetor de média zero, com matriz de covariância positiva definida para o período  $t$ , e matriz de covariância igual a zero para qualquer outro *lag*.  $B_k$  é uma matriz  $(nxn)$  com elementos  $b_{ijk}$ .

A equação 1 é o “*phototype*” para muitas variações do VAR (inclusive, para o BVAR). Muitas abordagens se resumem na mudança da equação 1 no que tange a transformação de dados e a inclusão de variáveis determinísticas, a determinação do *lag* máximo  $p$ , a especificação de elementos não nulos na matriz de coeficientes  $B_k$ ,  $k = 1, \dots, p$  e estimação dos coeficientes.

Em um modelo VAR de  $n$  variáveis existe uma equação individual para cada variável. Para o caso de um VAR irrestrito, há  $p$  *lags* para cada variável em cada equação. Por exemplo,

$$Y_{it} = \sum_{k=1}^p b_{i1k} Y_{1,t-k} + \dots + \sum_{k=1}^p b_{ink} Y_{n,t-k} + e_{it} \quad \text{Equação 2}$$

O problema central de um VAR irrestrito é o grande número de parâmetros que precisam ser estimados. Como o número de parâmetros aumenta de forma quadrática com o número de variáveis, mesmo modelos com sistemas de tamanho moderado podem apresentar um grande número de parâmetros relativamente ao número de dados. Este é um problema de subidentificação que gera multicolinearidade e perda de graus de liberdade, provocando estimativas ineficientes e erros de estimação. Este problema pode ser explicado a partir das equações abaixo:

$$y_t = b_{10} - b_{12} Z_t + \gamma_{11} y_{t-1} + \gamma_{12} Z_{t-1} + \xi_{y_t} \quad \text{Equação 3}$$

$$Z_t = b_{20} - b_{21} y_t + \gamma_{21} y_{t-1} + \gamma_{22} Z_{t-1} + \xi_{Z_t} \quad \text{Equação 4}$$

Essas equações não podem ser estimadas diretamente, já que  $y_t$  gera um efeito contemporâneo em  $Z_t$  e este gera da mesma forma um efeito contemporâneo em  $y_t$ , assim  $Z_t$  é correlacionado com o erro  $\xi_{yt}$  e  $y_t$  é correlacionado com o erro  $\xi_{Zt}$ . Considera-se  $y_t$  e  $Z_t$  séries estacionárias<sup>9</sup> e  $\xi_{yt}$  e  $\xi_{Zt}$  ruídos brancos.

Transformando esse modelo estrutural de VAR (ou sistema primitivo) em sua forma simplificada (*standard*), através do uso de álgebra matricial,

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{yt} \\ \xi_{Zt} \end{bmatrix}$$

$$\beta x_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 x_{t-1} + \xi_t$$

multiplicando por  $\beta^{-1}$  ambos os lados:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t$$

onde

$$A_0 = \beta^{-1} \Gamma_0 \quad (a_{i0} \text{ é o } i\text{-ésimo elemento do vetor } A_0)$$

$$A_1 = \beta^{-1} \Gamma_1 \quad (a_{ij} \text{ é o elemento } i \text{ da coluna } j \text{ da matriz } A_1)$$

$$e_t = \beta^{-1} \xi_t \quad (e_{it} \text{ é o elemento } i \text{ do vetor } e_t),$$

chegamos nas seguintes equações:

$$y_t = a_{10} + a_{11} y_{t-1} + a_{12} z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad \text{Equação 5}$$

$$z_t = a_{20} + a_{21} y_{t-1} + a_{22} z_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad \text{Equação 6}$$

---

<sup>9</sup> Se as séries não forem estacionárias, tira-se a primeira diferença. Sendo as séries estacionárias na primeira diferença, estima-se um VAR em primeira diferença. Caso exista cointegração entre as variáveis, diferenciá-las faz com que informações de longo prazo entre as variáveis sejam perdidas. Neste caso, deve-se utilizar um vetor de correção de erros (VECM):

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ \Delta z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{10} \\ \alpha_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 (y_{t-1} - \beta x_{t-1}) \\ \delta_2 (y_{t-1} - \beta x_{t-1}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ \Delta z_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \phi_{1(\rho+1)} & \phi_{1(\rho+2)} \\ \phi_{2(\rho+1)} & \phi_{2(\rho+2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ \Delta z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{yt} \\ \xi_{Zt} \end{bmatrix}$$

Como  $\varepsilon_t = \beta^{-1}\xi_t$ ,  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$  são compostos por  $\xi_{yt}$  e  $\xi_{zt}$

$$\varepsilon_{1t} = (\xi_{yt} - b_{12}\xi_{zt}) / (1 - b_{12}b_{21}) \quad \text{Equação 7}$$

$$\varepsilon_{2t} = (\xi_{zt} - b_{21}\xi_{yt}) / (1 - b_{12}b_{21}) \quad \text{Equação 8}$$

Assim, usando OLS é possível estimar  $a_{10}$ ,  $a_{11}$ ,  $a_{12}$ ,  $a_{20}$ ,  $a_{21}$ ,  $a_{22}$  das equações 5 e 6. E ainda, obtendo os resíduos das duas regressões é possível encontrar estimativas das variâncias de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , e a covariância entre  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ . A matriz de covariância dos resíduos

se apresenta da forma: 
$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{var}(\varepsilon_{1t}) & \text{cov}(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) \\ \text{cov}(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) & \text{var}(\varepsilon_{2t}) \end{bmatrix}$$

Encontrado isso, a questão é: a forma primitiva (estrutural) é identificável usando os parâmetros estimados por OLS. Neste exemplo, não é. Analisando o número de parâmetros estimados por OLS: são 6 parâmetros estimados ( $a_{10}$ ,  $a_{11}$ ,  $a_{12}$ ,  $a_{20}$ ,  $a_{21}$ ,  $a_{22}$ ) e as variâncias de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , e a covariância entre  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , totalizando 9 parâmetros. Porém, a forma primitiva contém 10 parâmetros ( $b_{10}$ ,  $b_{12}$ ,  $b_{20}$ ,  $b_{21}$ ,  $\gamma_{11}$ ,  $\gamma_{12}$ ,  $\gamma_{21}$ ,  $\gamma_{22}$ ) e ainda os desvios-padrão  $\sigma_y$  e  $\sigma_z$ . Assim, a forma primitiva contém 10 parâmetros, e a estimação do VAR resulta apenas em 9 parâmetros. A não ser que um parâmetro seja restrito, as equações 3 e 4 são sub identificados.

Por causa destes problemas, muitos estudos propõem vários tipos de restrições nos parâmetros de modelos VAR. Nas últimas duas décadas, a metodologia bayesina (o caso BVAR será tratado a seguir) veio ganhando bastante aceitabilidade em previsões macroeconômicas.

O VAR consiste de  $n$  séries de tempo de variáveis endógenas, cada uma dessas sendo regredida em seus próprios valores passados e nos valores passados das  $n-1$  variáveis.

Um dos aspectos a se levar em consideração na modelagem de um VAR é a parcimoniosidade do modelo. Em princípio, pode haver a incorporação da quantidade desejada de variáveis no modelo VAR, isto é um VAR com  $n$  equações e com  $p$  lags. Um problema que se apresenta é o número de graus de liberdades perdidos na incorporação de cada variável, pois cada variável a mais inclusa no modelo “consome” o número de lags que será utilizado em graus de liberdade. Da mesma forma, o número de lags a ser definido

também apresenta esse *trade off* com o os graus de liberdades, uma vez que cada equação no modelo terá  $np$  coeficientes mais o intercepto. O teste *Likelihood Ratio* (LR) analisa o tamanho da *lag* através de um testes de hipótese de que todos os coeficientes do *lag*  $x$  são iguais a zero (iniciando o processo pelo *lag* mais alto, isto é,  $x$ ) e utilizando a estatística  $\chi^2$ .

$LR = (T - m) \{ \log |\Omega_{t-1}| - \log |\Omega_t| \} : \chi^2(k^2)$ , onde  $m$  é o número e parâmetros estimados por equação,  $T$  é o número de observações,  $\Omega_t$  é a matriz de variância e covariância dos resíduos do *lag* 1. A comparação é realizada com a estatística LR à 5% iniciando no *lag* mais elevado e ir decaindo *lag* a *lag* até encontrar a primeira rejeição, o que significa que o modelo piorou retirando essa última defasagem.

Métodos alternativos para se determinar o número apropriado de *lags* a se utilizar no modelo são:

$$AIC = T \log |\Omega| + 2N$$

$$SBC = T \log |\Omega| + N \log(T)$$

Onde  $N$  é o número de parâmetros estimados em todas as equações.

Uma determinação a se fazer nas estimações na modelagem VAR é onde e quando uma determinada variável influi com seus valores defasados nas outras variáveis do sistema, o conceito de causalidade de Granger.

$$y_t = a_{10} + \underbrace{a_{11} y_{t-1}}_M + \underbrace{b_{11} z_{t-1}}_M + e_{1t}$$

$$a_{1p} y_{t-p} \quad b_{1p} z_{t-p}$$

$$z_t = a_{20} + \underbrace{a_{21} y_{t-1}}_M + \underbrace{b_{21} z_{t-1}}_M + e_{2t}$$

$$a_{2p} y_{t-p} \quad b_{2p} z_{t-p}$$

De acordo com as equações acima,  $y_t$  não causa  $Z_t$  no sentido de Granger se e somente se todos os coeficientes  $a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2p}$  são iguais a zero. Isto significa que de nenhuma forma  $y_t$  melhora as estimação da variável  $Z_t$ . Para defasagens maiores que 1, o teste F é utilizado, com a hipótese  $a_{21} = a_{22} = a_{23} = \dots = a_{2p} = 0$ , quando  $p = 1$ , utiliza-se o teste t.

Uma abordagem da metodologia de VAR é a utilização de funções impulso resposta. A partir destas, é possível a análise choques em variáveis no modelo e o tempo e a forma que estes choques afetam as outras variáveis do sistema. Reescrevendo as equações 5 e 6, temos:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ Z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ Z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \quad \text{Equação 10}$$

Utilizando a condição de estabilidade  $\begin{bmatrix} y_t \\ Z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_t \\ \bar{Z}_t \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} A_t^i \varepsilon_{t-i}$ , reescreve-se a equação acima:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ Z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_t \\ \bar{Z}_t \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t-i} \\ \varepsilon_{2t-i} \end{bmatrix}, \quad \text{Equação 11}$$

esta equação está em função de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , os erros da forma *standart*. É conveniente alterar a equação de forma a obtê-la em função dos erros na forma primitiva. Utilizando as equações 7 e 8, tem-se o vetor de erros abaixo:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/(1-b_{12}b_{21}) \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-b_{12} \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_{y_t} \\ \xi_{Z_t} \end{bmatrix} \quad \text{Equação 12}$$

Combinando a equação 11 e 12,

$$\begin{bmatrix} y_t \\ Z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_t \\ \bar{Z}_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/(1-b_{12}b_{21}) \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} 1-b_{12} \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_{y_t} \\ \xi_{Z_t} \end{bmatrix} \quad \text{Equação 13}$$

De uma forma mais compacta:

$$x_t = \bar{x} + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i \xi_{t-i},$$

$$\text{sendo } \phi_i = \begin{bmatrix} A_t^i / (1-b_{12}b_{21}) \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-b_{12} \\ -b_{21}1 \end{bmatrix} \text{ e } \phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{11}(i) & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{bmatrix}$$

Os coeficientes de  $\phi_i$  são usados para gerar os efeitos dos choques dos erros em todo o período das séries de  $Z_t$  e  $y_t$ . Um choque na variável  $i$  afeta diretamente essa variável, porém o seu efeito é maior, fazendo com que todas as variáveis endógenas do sistema sejam impactadas pelo choque, seja através de um efeito contemporâneo, ou ainda ao longo do tempo. Os coeficientes de  $\phi_i$  servem como multiplicadores do impacto dos choques,

uma vez que os efeitos acumulados em  $\xi_{yt}$  e  $\xi_{Zt}$  são obtidos pela soma desses coeficientes, isto é, depois de  $n$  períodos o efeito de  $\xi_{Zt}$  em  $y_t$  é  $\sum_{i=0}^n \phi_{12}(i)$ . Assim, os quatro coeficientes da matriz  $\phi_i$  são funções de impulso resposta.<sup>10</sup>

Um importante teste a se realizar nos resíduos de um modelo VAR é o de autocorrelação serial.

$$y_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^m \beta_j x_{t-j} + u_t$$

$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} + \dots + \rho_r u_{t-r} + \varepsilon_t$$

$$\hat{u}_t = \gamma_1 u_{t-1} + \gamma_2 u_{t-2} + \dots + \gamma_r u_{t-r} + \sum \alpha_i y_{t-i} + \sum \beta_j x_{t-j} + e_t$$

O teste roda uma regressão auxiliar com resíduos  $u_t$  para a ordem de lag  $h$  com regressores  $u_{t-h}$ , e os valores de  $h$  completados com zeros. A hipótese nula do teste é:  $\gamma_1 = \gamma_2 = \dots = \gamma_n = 0$ , e sobre esta hipótese não há correlação serial na ordem  $h$ , a estatística LM é distribuída assintoticamente  $\chi^2$  com  $k^2$  graus de liberdade.

$$LM(r) = TR^2 : \chi_r^2.$$

### 3.1.2 VAR – Aplicações

No trabalho de Schmidt e Lima (2003) é estimada a demanda por energia elétrica no Brasil. O objetivo do trabalho é estimar, por cointegração, as elasticidades preço e renda de longo prazo da demanda de energia elétrica nas três classes de consumo: residencial, comercial e industrial. Dadas algumas características bastante semelhantes entre o setor de energia elétrica e o setor siderúrgico, como o processo de privatização iniciado na década de 90, a grande onda de investimentos realizados nos últimos 20 anos e ambos os setores terem características de commodity, tornou-se interessante citar a metodologia deste trabalho de estimação de demanda por energia elétrica no setor industrial. Os autores utilizam uma modelagem de vetores auto-regressivos (VAR) para estimar os vetores de

---

<sup>10</sup> Alguns tipos de impulsos são: residual em uma unidade, residual em um desvio-padrão e a utilização do fator de Cholesky.

cointegração, neste caso, relativo ao consumo de energia elétrica, sendo que, os parâmetros deste vetor representam as elasticidades de longo prazo. O modelo teórico traz uma “função de demanda derivada” descrita abaixo:

$C_t = kP_t^\alpha Y_t^\beta L_t^\delta S_t^\phi$ , transformando em um equação linear, os autores chegaram a:

$$\text{Log}C_t = \log k + \alpha \log P_t + \beta \log Y_t + \delta \log L_t + \phi \log S_t,$$

onde  $C_t$  é o consumo residencial, comercial ou industrial de energia elétrica no tempo  $t$ ,  $P_t$  é tarifa,  $Y_t$  é a renda (do trabalhador e PIB nos casos residencial e comercial),  $L_t$  é o preço dos aparelhos eletrodomésticos (residencial) ou eletrointensivos (comercial e industrial). Para a previsão do consumo de energia elétrica, os autores representam o VAR em um modelo de Correção de Erro Vetorial (MCEV).

Carvalho e Parente (1999) também utilizam a metodologia VAR \ MCEV para a estimação de demanda. O trabalho se foca em estimar equações estruturais de demanda por categoria de uso no Brasil, realizando exercícios para bens de capital, bens intermediários, bens de consumo duráveis, bens de consumo não duráveis e combustíveis. As estimações são realizadas utilizando dados de 1978 a 1996. O objetivo de trabalho é também analisar as elasticidades e poder contribuir na análise de políticas públicas, uma vez que o trabalho desenvolve ferramentas que permitem analisar os impactos na balança comercial de alterações na estrutura tributária. Os exercícios geraram bons modelos com especificações adequadas. Todas as elasticidades de longo prazo encontradas (apenas para o combustível não) apresentaram magnitudes maiores que a unidade, em valor absoluto. São estimados vetores de cointegração e as relações de longo e curto prazo foram sintetizadas por meio da utilização de um mecanismo de correção de erros.

## 3.2 BVAR

Segue uma explicação teórica do modelo de vetores autoregressivos bayesianos e aplicações do mesmo ligadas e estimação de demanda.

### 3.2.1 – BVAR – O Modelo

Um modelo VAR irrestrito (também chamado de UVAR) não requer qualquer informação inicial sobre a distribuição dos parâmetros de cada uma das matrizes  $A_i$  no modelo abaixo.

$$y_t = v + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_k y_{t-k} + u_t$$

O modelo de estimação é construído através de estimações individuais de cada uma das  $n$  equações, utilizando o método dos Mínimos Quadrados Ordinários e possibilitando os dados selecionar livremente todos os valores dos parâmetros sem qualquer restrição. Esta é a principal diferença entre o modelo irrestrito VAR e o modelo VAR Baysiano. Um BVAR (Litterman, 1980) é uma metodologia alternativa, a qual inicia com a hipótese de que os dados disponíveis não contêm informações em todas as suas dimensões, e assim, os princípios inseridos no modelo são, essencialmente, informações oferecidas pelo pesquisador que representam crenças econômicas e estatísticas sobre a relação entre as variáveis no sistema. Um modelo BVAR fornece maior flexibilidade através da utilização de princípios bayesianos na média e na variância dos valores dos parâmetros nas matrizes  $A_i$ , fazendo com que os haja uma combinação entre as crenças dos pesquisadores e os dados históricos. Na realidade, todo método de estimação exige de alguma forma um conhecimento inicial do modelador, na medida em que este deve escolher a metodologia mais apropriada, as variáveis que poderão ser mais significativas ao modelo, etc. Do ponto de vista bayesiano, o autor tem um conhecimento econômico prévio do possível impacto que as variáveis inseridas no modelo irão causar umas nas outras, e esse conhecimento deve ser inserido no modelo, para que, junto com os dados históricos, se comprove ou não verdadeiro. Como num modelo VAR irrestrito, todas as variáveis com suas defasagens aparecem em todas as equações do sistema, em muitos casos, o número de parâmetros a ser estimado é grande quando comparado ao número de observações disponíveis, podendo

gerar coeficientes que mostrem relações entre as variáveis acidentais, o chamado *overfitting* (coeficientes referentes a relações espúrias). Isso seria de alguma forma solucionado no VAR bayesiano com a escolha prévia de médias (mais próximas da unidade ou de zero) como *priors* para os coeficientes julgados importantes ou não, além de pesos maiores ou menores nos *priors* julgados mais ou menos possíveis de estarem adequados ao modelo, reduzindo, assim o número de coeficientes a ser estimado. Diferentemente, o VAR irrestrito ao definir as variáveis e suas defasagens a serem inseridas no modelo, assume que os coeficientes dos *lags* não postos no sistema sejam, necessariamente, iguais a zero, sem haver uma correção por dados históricos. O VAR bayesiano consegue colocar restrições nos coeficientes das variáveis tanto no sentido de terem média zero ou diferente disso, como de inserir uma variância nos coeficientes, sendo que esta controla quão distante o valor do parâmetro estimado é permitido se desviar do valor especificado, isto é, representa o peso que o modelador está dando a sua crença inicial.

Desta forma, o procedimento do vetor autoregressivo bayesiano fornece maior flexibilidade, na medida em que são inseridos *priors*, isto é, valores que acredita-se serem os melhores para a previsão e, assim, os dados corrigirão estas crenças implícitas após as estimativas serem realizadas. Essa correção de *priors* ocorre através da utilização de um algoritmo recursivo, chamado filtro de *Kalman*. Esse filtro atualiza os valores dos coeficientes estimados a medida que o conjunto de dados se expande. É através dessa metodologia que o software *Rats* corrige os *priors* inseridos, à medida que um dado a mais é acrescentado nas estimações, os coeficientes vão sendo atualizados e então se aproximando do valor mais correto.

Existem diferentes metodologias de inserção de *priors* nos parâmetros (como exemplo, *prior* de Cointegração, *prior* de King Plosser e Rebelo, *prior* de Sims – Zha, etc.), alguns mais difundidos que outros. Será tratado aqui uma das metodologias mais conhecidas e utilizadas de vetores autoregressivos bayesianos, o prior de Litterman ou de Minnesota.

### 3.2.2 Minnesota Prior

Como já explicitado, a diferença entre um VAR e um BVAR é basicamente a inserção de *priors* (de média e variância) nos parâmetros a serem estimados. Ao invés de selecionar

médias e variâncias para cada um dos parâmetros presentes do modelo, alguns pesquisadores desenvolveram um método simplificado, o chamado prior de Minnesota (DOAN, LITTERMAN e SIMS, 1984). Esse princípio dá um peso bastante elevado à possibilidade da melhor estimação para cada variável do modelo ser uma *random walk*<sup>11</sup>  $Y_t = Y_{t-1} + u_t$ . Assim, a hipótese de valor para a média de cada variável no seu primeiro *lag* é um, e todos os outros *lags* da própria variável e também das outras variáveis do sistema recebem como prior para a sua média o valor zero. A idéia básica é que a melhor estimativa para o valor da variável no período atual é seu valor no período passado. A variância aqui segue com seu papel de demonstrar a confiança do pesquisador em seu conhecimento inicial sobre os dados e as relações econômicas entre as variáveis do modelo. No *prior* de Minnesota são dados maiores pesos aos *priors* de médias zero nos *lags* cruzados, e variância menor nos parâmetros de *random walk* (lag 1 da própria variável). Geralmente, os parâmetros de variáveis com *lags* mais distantes também recebem uma variância menor ao redor de sua média estipulada inicialmente como zero. Assim, quanto mais distante for o *lag* de uma variável, maior confiança é dada ao fato de ela apresentar um parâmetro estimado de valor zero.

Explicitando o prior de Minnesota: ao invés de especificar um conjunto completo de princípios sobre todos os  $n \times n$  parâmetros em cada uma das  $k$  matrizes  $A_i$ , o método simplificado é especificar princípios somente em  $A_1$ . Crompton e Wu (2003) adotam esse princípio de raiz unitária para as variáveis do sistema, o que significa, então, que todas as variáveis seguem um processo de raiz unitária, sugerindo que muitas variáveis se comportam de maneira imprevisível, sendo, desta forma seu valor presente a melhor estimativa pra seu comportamento futuro. A implementação deste princípio é exposta abaixo:

$$a_1^{pq} = \begin{cases} 1, & \longrightarrow p=q \\ 0, & \longrightarrow p \neq q \end{cases}$$

---

<sup>11</sup> O *default* do programa RATS traz exatamente esse *prior*, valor 1 na diagonal principal das médias dos parâmetros e zero em todo o resto, apesar de ser possível especificar diferentes *priors* de média ao utilizar o MVECTOR do programa.

onde  $a_1^{pq}$  é o princípio bayesiano para o parâmetro na linha  $p_{th}$  e na coluna  $q_{th}$  de  $A_1$ . Este princípio assume que todas as variáveis no sistema são não estacionárias, num processo AR(1).

O próximo passo é criar um conjunto de princípios para as variâncias. As variâncias individuais para todos os parâmetros de  $A_1$  a  $A_k$  são calculadas pela fórmula:

$$v_i^{pq} = \begin{bmatrix} \text{Hiperparâmetro} \\ \lambda \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{Fator} \\ \text{escalar} \\ S_1^{pq} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{Peso} \\ \text{Lag} \\ 1/i \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{variância} \\ \text{lag} \\ \text{cruzado} \end{bmatrix} \quad \text{Equação 14}$$

Onde  $v_i^{pq}$  é a variância da média do parâmetro  $a_i^{pq}$ .<sup>12</sup> Os fatores que determinarão essa variância são os 4 expostos acima: hiperparâmetro, o fator escalar, o peso da defasagem e a variância cruzada.

O hiperparâmetro  $\lambda$  determina o quão distantes estarão os parâmetros estimados dos valores dos princípios (*priors*) das variáveis dependentes defasadas no seu primeiro *lag*. É a chamada “*overall tightness*”, isto é, a variância em cada prior de média do AR(1). Assim, pequenos valores de  $\lambda$  levarão a uma maior proximidade entre as estimativas dos parâmetros e os *prior* no primeiro *lag* da variável dependente, fazendo com que o processo seja de fato um AR(1).

O fator escalar especifica o *tightness* do prior para a variável  $p$  na equação  $q$  relativo ao *tightness* do prior da própria variável  $q$  na equação  $q$ . Existem algumas recomendações com relação a valores que são utilizados para o fator de escala, estas porém são arbitrárias, como a de Doan (1992), que sugere  $S_1^{pq} = 0,5$  para  $p \neq q$ .<sup>13</sup> A idéia é que a variância relativa deve refletir a confiança do modelador nos seus próprios *priors* em  $A_1$ . Assim a matriz do fator escalar se configuraria da seguinte forma:

<sup>12</sup> O programa RATS traz exatamente 3 *priors* para serem inseridos que determinarão a variância da função. O primeiro deles é a chamada *overall tightness*, representada aqui pelo hiperparâmetro. O segundo é o chamado fator escalar, que é uma função relativa de *tightness*, e o terceiro é o *lag decay*.

<sup>13</sup> Essa é a chamada forma simétrica, existe ainda o *type general*, no qual o modelador especifica a matriz inteira, e não apenas aplica uma regra para a matriz. Esse tipo é normalmente utilizado em situações onde o modelo é muito grande. A questão nessa segunda forma é a transferência do problema de muitos parâmetros a estimar para o problema do modelador ter liberdade demais para inserir suas crenças.

$$S^{pq} = \begin{pmatrix} 1 & 0,5 & K & 0,5 \\ 0,5 & 1 & & 0,5 \\ M & & O & M \\ 0,5 & 0,5 & K & 1 \end{pmatrix},$$

A forma geral ,entretanto, é:  $f(p,q) = \begin{cases} 1,0 & \text{se } p = q \\ w & \text{se } p \neq q \end{cases}$ . A diagonal principal será sempre

igual a 1, uma vez que é a variância do prior da variável  $q$  na equação  $q$  relativo ao próprio *prior* da variável  $q$  na equação  $q$ . Já  $w$  será definido de acordo com a crença do modelador nas variáveis  $q$  em estimar a equação  $p$ .

O termo do peso do *lag*,  $1/i$ , reduz a variância do parâmetro à medida que seu *lag* cresce. Este fator demonstra a crença de que valores que estejam bastante no passado são menos prováveis de serem utilizados para a previsão e seus parâmetros devem estar mais próximos do *prior* igual a zero.

A variância do *lag* cruzado representa simplesmente a expressão  $\frac{\hat{\sigma}_i^2}{\hat{\sigma}_j^2}$ , e é dado pelo modelo.

### 3.2.3 BVAR - Aplicações

O artigo de Crompton e Wu (2003) trata do crescimento do consumo de aço da China e como esta situação vem afetando e atraindo a atenção de diversos países. O consumo super aquecido desse país vem apresentando forte impacto nos preços, e vários países realizam diversas previsões para assim estarem preparados para a alternância de cenários, como por exemplo, o caso da China se tornar uma importadora ou uma exportadora líquida de produtos siderúrgicos. O consumo de aço na China era da ordem de 28,2 milhões de toneladas em 1980, em 20 anos, passou para 116,1 milhões de toneladas em 2000. Desde 1980, a China teve uma média de crescimento de PIB real de 9,6% por ano, o que certamente influenciou o desenvolvimento de diversas áreas na economia, nos setores primário e secundário, e nas obras de infra-estrutura do país. Crompton e Wu (2003) usaram um modelo macroeconômico de vetor autoregressivo bayesiano para estimar o consumo de aço da China até 2010. Esta técnica utiliza correlações históricas entre as

variáveis em um sistema de equações com princípios bayesianos na estimação dos parâmetros, para assim introduzir maior flexibilidade no processo de estimação e alinhar o modelo à natureza de um modelo estrutural de mercado de *commodities*. As estimações são feitas utilizando basicamente 3 cenários, com taxas de crescimento do PIB baixas, médias e altas, com dados anuais de 1952 a 2000. As variáveis do sistema são PIB real, gastos em investimentos, oferta de moeda, nível de preços e consumo de aço. Os autores inserem alguns conceitos bastante relevantes quando analisamos as características das indústrias siderúrgicas dos países, como o conceito de intensidade do aço. A intensidade do aço mede a quantidade de aço consumida por unidade do PIB, e se calcula pela fórmula abaixo:

$$IU_t = \frac{S_t}{PIB_t}$$

Onde  $IU_t$  é a intensidade do aço no período  $t$ ,  $S_t$  é o consumo agregado de aço em  $t$ .

Muitos estudos encontraram uma regularidade em pesquisas empíricas sobre o formato de uma curva de intensidade de aço, com a intensidade no eixo  $y$  e o PIB per capita no eixo  $x$ , a curva teria um formato de U invertido, conforme o Gráfico 1 abaixo:

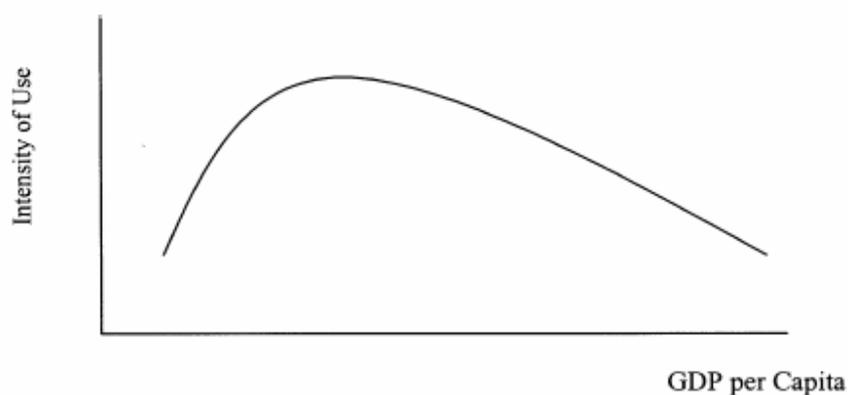


Gráfico 1: Intensidade do Aço

Fonte: *Crompton, P. e Wu, Y., 2003.*

A idéia é que quando o PIB per capita é baixo, a produção doméstica está concentrada tipicamente em setores com baixa intensidade de metais, como agricultura, ou manufaturas de trabalho humano intensivo. Quando o PIB per capita começa a crescer, outras atividades começam a se desenvolver, como obras de infra-estrutura, construções, a própria

manufatura passa a evoluir, e há a expansão do consumo de bens duráveis. Durante este período de desenvolvimento e industrialização, o crescimento do consumo de metálicos ultrapassa o crescimento do PIB, causando um aumento na intensidade do uso do aço. Com o prosseguimento do aumento do PIB per capita, há a redução da intensidade do aço, através do desenvolvimento de setores de consumo de não metais, como setores de serviços e de alta tecnologia. A observação e a análise do crescimento de determinados setores na economia de um país, como indústrias de construção, de maquinários e de transportes, além do estudo do consumo per capita de aço, pode levar este país a uma preparação muito mais consistente no seu mercado de insumos, e no seu mercado de trocas internacionais.

Diversos outros estudos tratam deste mesmo assunto, consumo chinês de aço, produção, importação e exportação de produtos siderúrgicos. Alguns deles são: Findlay e Xin (1985), Zhang (1988), Chen et al (1991), Feng (1992), World Bank (1994), Labson et al (1995), EAAU (1995), SAMI (1999), Wu (1998).

Outro estudo de estimação de demanda por aço bruto foi realizado por Crompton (1999) “Forecasting Steel Demand in South - East Asia” no qual também é utilizado um BVAR (Vetor Autoregressivo Bayesiano). Neste trabalho é feito um estudo do crescimento do consumo de aço para Malásia, Singapura, Tailândia, Filipinas e Indonésia, utilizando conceitos como intensidade de aço, além de uma análise do crescimento do PIB de cada um desses países. O trabalho estima para os referidos países um modelo com correlações históricas entre PIB, oferta de moeda, gastos com investimento e nível de preços com previsões até o ano de 2005. O consumo de aço na região do leste Ásia cresceu significativamente nos últimos anos, chegando a 294,5 milhões de toneladas em 1994, o que representou naquele ano 41% da demanda mundial pelo produto. Este crescimento torna-se ainda mais significativo quando comparado aos dados de consumo de aço em 1950 (apenas 2 milhões de toneladas) e 1970 (100 milhões de toneladas).

Um outro trabalho relevante na indústria siderúrgica é de Park, 1996 (Posco Research Institute). O artigo estima demanda de fio máquina (um produto de aços longos<sup>14</sup>) para a Coreia, através de um modelo autoregressivo bayesiano. As variáveis utilizadas são: demanda por fio máquina, produção industrial na indústria de metais e PIB de setores de

---

<sup>14</sup> Utilizado na indústria da construção civil, fabricação de outros produtos de metais (como pregos), equipamentos de transporte, eletrônicos, etc.

manufatura; os dados são anuais trimestrais de 1982 a 1995. Park faz, inicialmente um levantamento de dados da indústria siderúrgica nacional, considerando importações, exportações, produção, capacidade produtiva, etc. O estudo empírico utiliza *tightness* de 0.7, *decay* de 0.5 e *lag* 4 em todas as variáveis. As taxas de crescimento de demanda por fio máquina foram estimadas em 6.8 (no período de 1995 a 2005), chegando a 4.264 milhões de toneladas em 2005. No PIB foi estimado um crescimento de 4.65% ao ano. O programa utilizado foi o RATS.

Litterman (1985) descreve uma aplicação de BVAR realizada em 1979. O sistema utilizou dados trimestrais de crescimento do PIB anual, taxa de inflação, nível de oferta de moeda, investimento privado bruto, taxa de bônus comercial e estoques de negócios, com observações de todas essas variáveis de 1948 e 1979. Foram utilizados 6 *lags* de defasagem, com diferentes tentativas de valores para o hiperparâmetro  $\lambda$ . Notou-se melhoras significativas com a inserção de diferentes valores para  $\lambda$  contra a não inserção de prior, através da comparação realizado pelo coeficiente de *Theil*<sup>15</sup>.

### 3.3 Variáveis Instrumentais

Segue uma explicação teórica do modelo de variáveis instrumentais e aplicações do mesmo ligadas e estimação de demanda.

#### 3.3.1 O Modelo

O uso de variáveis instrumentais é justificado pela suspeita de correlação entre uma ou mais variáveis explicativas com o erro.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + u \quad \text{Equação 14}$$

$$E(u) = 0, \text{cov}(x_j, u) = 0, j = 1, 2, \dots, k - 1 \quad \text{Equação 15}$$

Na equação acima, as variáveis  $x_1, \dots, x_{k-1}$  são exógenas, porém poderia haver a possibilidade de  $x_k$  ser endógena, isso é, estar correlacionada com o erro. Isso ocorre por

---

<sup>15</sup> O coeficiente de *Theil* escala a raiz quadrada da média pela raiz quadrada do erro na situação de não mudança nas estimações.

diversos motivos, sendo um deles a omissão de uma variável no modelo que não seja correlacionada com as outras variáveis com exceção de  $x_k$ . Dessa forma, o termo  $u$  estaria incorporando os choques e variações dessa variável omitida, gerando a correlação com a variável  $x_k$ . Outros motivos são erros de mensuração e simultaneidade.

No caso de erros de mensuração, considera-se o modelo:  $y = \alpha + \beta x + u$ , onde  $\text{cov}(x, u) = 0$  e  $E(xu) = 0$ . Esse modelo estaria gerando estimadores consistentes e sem viés através de MQO, porém fazendo a variável  $x$  ser observada com o erro, isso é:  $x^* = x + e$ , com  $E(e) = 0$ ,  $\text{cov}(x, e) = E(xe) = 0$  e  $\text{cov}(e, u) = E(eu) = 0$ .

Reescrevendo o modelo em função da variável  $x^*$ ,

$$y = \alpha + \beta x + u$$

$$y = \alpha + \beta(x^* - e) + u$$

$$y = \alpha + \beta x^* + (u - \beta e)$$

$$y = \alpha + \beta x^* + \varepsilon$$

Passa-se a ter, então, uma equação onde o método de mínimos quadrados não gera estimadores consistentes e sem viés, isso porque a variável  $x^*$  é correlacionada com o erro do modelo ( $\varepsilon$ ), uma vez que  $x^* = x + e$  e  $\varepsilon = u - \beta e$ . Assim a  $\text{cov}(x^*, \varepsilon)$  é diferente de zero.

$$\text{cov}(x^*, \varepsilon) = E(x^* \varepsilon)$$

$$\text{cov}(x^*, \varepsilon) = E[(x + e)(u - \beta e)]$$

$$\text{cov}(x^*, \varepsilon) = E[xu + eu - \beta xe - \beta e^2]$$

$$\text{cov}(x^*, \varepsilon) = E(xu) + E(eu) - \beta E(xe) - \beta E(e^2)$$

$$\text{cov}(x^*, \varepsilon) = -\beta \sigma_e^2 \neq 0$$

onde  $E(e^2) = \sigma_e^2$ , pois  $\sigma_e^2 = E(e^2) - [E(e)]^2$ ,  $E(e) = 0$

Isso ocorre porque as variáveis explicativas de um modelo estão sujeitas a erros de mensuração, se esses erros forem aleatórios, o MQO gerará estimadores consistentes e não viesados, porém se esses erros estiverem associados a alguma outra variável, isso é, correlacionados com outras variáveis relevantes ao modelo, as hipóteses necessárias do MQO não serão satisfeitas como exposto acima.

No caso de simultaneidade, o estimador de mínimos quadrados também é inconsistente. Abaixo, equações simultâneas de equilíbrio entre a oferta e a demanda,

$$Q_i^s = \beta_0 + \beta_1 P_i + \beta_2 Z_{i1} + u_{i1}$$

$$Q_i^d = \alpha_0 + \alpha_1 P_i + \alpha_2 Z_{i2} + u_{i2}$$

Quando utilizamos a condição de equilíbrio de  $Q_i^s = Q_i^d = Q_i$ ,  $Q$  e  $P$  passam a ser determinadas dentro do modelo, e dessa forma  $P$  passa a estar correlacionada com  $u_{i1}$  e  $u_{i2}$ . Tem-se, então, o mesmo problema de geração de estimadores inconsistentes, pois a condição de  $\text{cov}(u, x) = 0$  (neste caso  $\text{cov}(u, P) = 0$ ) é violada.

Dessa forma, sob a hipótese de  $\text{cov}(u, x) = 0$ , o método de mínimos quadrados ordinários (MQO) gera estimadores consistentes e sob a hipótese de  $E(u|x) = 0$ , MQO traz estimadores não viesados.

Independente do motivo pelo qual essas duas hipóteses de MQO são violadas, o método de variáveis instrumentais soluciona esses problemas, gerando estimadores não viesados e consistentes. A metodologia se baseia em encontrar uma variável  $z_i$  que não esteja presente no modelo inicial, e que esta variável satisfaça 2 condições:

1. Esta variável não pode ser correlacionada com o erro  $\text{cov}(z, u) = 0$ , ela precisa ser, assim como as outras variáveis do modelo, exógena.
2. A variável  $z$  precisa ser parcialmente correlacionada<sup>16</sup> com  $x_k$ . É necessário que haja uma relação linear entre a variável  $x_k$  e todas as variáveis explicativas do modelo, incluindo a variável que será um instrumento. De acordo com a equação abaixo:

$$x_k = \delta_0 + \delta_1 x_1 + \delta_2 x_2 + \dots + \delta_{k-1} x_{k-1} + \theta_1 z_1 + r_k \quad \text{Equação 16}$$

$r_k$  é não correlacionado com todas as variáveis explicativas, e o coeficiente de  $z$  precisa ser diferente de zero.

Se  $z$  satisfizer as condições 1 e 2, chama-se  $z$  de uma candidata a ser uma variável instrumental. As variáveis exógenas do modelo inicial também são instrumentos, uma vez

---

<sup>16</sup> Não é exatamente o mesmo do que afirmar que estas duas variáveis precisam ser correlacionadas. Isso só ocorre quando há somente uma variável explicativa no modelo inicial,  $x_k$ , e então a equação ficaria  $x_k = a_0 + q_z + r_k$ , onde

$q = \frac{\text{COV}(z, x)}{\text{var}(z)}$ , e então a condição do parâmetro ser diferente de zero e  $\frac{\text{COV}(z, x)}{\text{var}(z)}$  significam o mesmo.

que estão na equação 16 sendo utilizadas como tal. Assim, a equação 16 pode ser chamada de equação na forma reduzida, onde todas as variáveis exógenas de 14 mais as variáveis instrumentais estão inseridas de forma a projetar linearmente a variável exógena.

Juntando a equação inicial 14 e adicionando a ela a equação reduzida para  $x_k$ , chega-se a equação abaixo.

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \dots + \alpha_{k-1} x_{k-1} + \lambda_1 z_1 + v \quad \text{Equação 17}$$

Como na equação 16 as variáveis explicativas não são correlacionadas com o erro, nessa equação acima elas também não o são. Dessa forma. É possível estimar todos os parâmetros da equação 17 através do método de mínimos quadrados. A álgebra necessária para se chegar aos valores dos parâmetros da equação na sua forma estrutural é a seguinte:

Reescrevendo 14 de forma alternativa,

$$y = x\beta + u \quad \text{Equação 18}$$

As proposições da equação 15 e  $\text{cov}(z, u) = 0$  justificam a ortogonalização entre  $z$  e o erro,

$$E(z'u) = 0 \quad \text{Equação 19}$$

Multiplicando equação 18 por  $z'$ , obtendo a esperança e usando equação 19, chega-se a

$$[E(z'x)]\beta = E(z'y) \quad \text{Equação 20}$$

A única forma da equação acima ter somente uma solução e então ser exatamente identificada é a matriz  $E(z'x)$  ser *rank* completo ( $K \times K$ )

$$\text{rank}E(z'x) = K \quad \text{Equação 21}$$

E finalmente,

$$\beta = [E(z'x)]^{-1} E(z'y) \quad \text{Equação 22}$$

Os valores esperados de  $E(z'x)$  e  $E(z'y)$  podem ser estimados e assim a equação 22 gera o vetor de parâmetros da equação estrutural.

### 3.3.2 O Método dos Mínimos Quadrados em 2 estágios

Considerando que escolheu-se um determinado grupo de instrumentos para  $x_k$ , uma vez que esta variável pode ser correlacionada com  $u$ , sendo este grupo  $Z_1, \dots, Z_n$ . Estes instrumentos não apresentam correlação com  $u$ , sendo exógenos na equação original. A

escolha de quais instrumentos desse grupo utilizar irá impactar na geração dos estimadores, por exemplo, a escolha de poucas variáveis como instrumentos pode trazer um valor aproximado não coerente, aumentando a variância dos estimadores. Entretanto, muitas variáveis sendo utilizadas como instrumentos se aproximam melhor das variáveis originais, porém a probabilidade de haver correlações com o erro aumenta. A partir desse grupo de instrumentos  $z$ , é possível gerar muitos outros instrumentos, através das diversas combinações lineares entre eles. Isso pode ser feito, uma vez que sendo eles  $(Z_1, \dots, Z_n)$  correlacionados com  $x_k$ , qualquer combinação linear entre eles também será correlacionado com  $x_k$ , da mesma forma, como todos são não correlacionados com erro, as combinações lineares também não o serão. A questão a ser definida é qual ou quais desses inúmeros instrumentos disponíveis a partir de um grupo inicial de instrumentos  $Z_i$  devem ser utilizados. A combinação linear mais correlacionada com  $x_k$  é dado pela projeção linear de  $x_k$  em  $Z_1, \dots, Z_n$ .

$$x_k = \delta_0 + \delta_1 x_1 + \dots + \delta_{k-1} x_{k-1} + \theta_1 Z_1 + \dots + \theta_N Z_N + r_k, \quad \text{Equação 23}$$

por definição todas as variáveis independentes são não correlacionadas com  $r_k$ , assim como este possui média zero. Fazendo a suposição de que não há dependência linear entre as variáveis exógenas desse modelo, pode-se estimá-lo por MQO. A partir dessa regressão, é encontrado um estimador para  $x_k$ , sendo este  $\hat{x}_k$ . Para se encontrar os estimadores dos parâmetros da equação original (14), utiliza-se  $\hat{x}_k$  como instrumentos de  $x_k$ , como abaixo.

$$\hat{\beta} = \left[ \sum_{i=1}^N \hat{x}_i' x_i \right]^{-1} \left[ \sum_{i=1}^N \hat{x}_i' y_i \right] = (\hat{X}' X)^{-1} (\hat{X}' y), \text{ reescrevendo:}$$

$$\hat{\beta} = (\hat{X}' X)^{-1} (\hat{X}' y)$$

$$\hat{\beta} = (X' Z (Z' Z)^{-1} Z' X)^{-1} X' Z (Z' Z)^{-1} Z' y$$

$$\hat{\beta} = (\hat{X}' \hat{X})^{-1} (\hat{X}' y)$$

que é um estimador de MQO.

O  $\hat{\beta}$  é então obtido em 2 passos: primeiramente se obtêm um estimador para a variável endógena do modelo original, através de uma regressão por MQO dessa variável por todos os instrumentos encontrados mais todas as outras variáveis exógenas do modelo inicial.

Este é o chamado primeiro estágio da regressão. Na segunda etapa, é rodada uma regressão também por MQO da variável explicada do modelo original por todas as variáveis exógenas do modelo mais o estimador da variável que se mostrava endógena inicialmente. Esse é o chamado segundo estágio da metodologia. A grande vantagem do método de mínimos quadrados em dois estágios, é que ele escolhe, dentre todas as combinações lineares possíveis dos instrumentos disponíveis, o grupo de instrumentos mais altamente correlacionado com a variável endógena. Isso acontece pela característica da regressão de mínimos quadrados, ao reduzir o quadrado dos erros ao mínimo na regressão dos instrumentos em  $x_k$ , o método encontra o estimador  $\hat{x}_k$  que é o mais altamente correlacionado com o  $x_k$  do modelo inicial.

Depois de escolhidas as variáveis instrumentais, é importante testar se estas geraram estimadores consistentes. O teste de *Hausman* é utilizado para verificar se o modelo estimado por mínimos quadrados em dois estágios é melhor que o estimado por mínimos quadrados (um estágio), suas hipóteses são:

$$H_0 : p \lim d = p \lim (\hat{\beta}_{VI} - \hat{\beta}_{MQO}) = 0$$

$$H_a : p \lim d = p \lim (\hat{\beta}_{VI} - \hat{\beta}_{MQO}) \neq 0$$

A estatística de *Hausman*, utilizando o teste *Wald* é

$$H = \frac{d' \left[ (\hat{X}\hat{X})^{-1} - (X'X)^{-1} \right]^{-1} d}{\hat{\sigma}^2} : \chi^2$$

Sob a hipótese nula, está comparando-se se os estimadores são iguais pelos dois métodos aplicados, isto é, se há diferença sistemática entre os coeficientes dos dois modelos. Para a utilização de variáveis instrumentais ser justificada, a hipótese nula precisa ser rejeitada (os estimadores não são iguais pelas duas metodologias), pois assim, apesar do estimador de VI ter maior variância, ele será consistente, enquanto o de mínimos quadrados não.

Para se verificar a qualidade dos instrumentos é útil realizar o teste de *Bassman*, que é um teste para restrições de sobreidentificação. O teste realiza uma regressão dos resíduos da regressão por mínimos quadrados em dois estágios e analisa o  $R^2$  dessa regressão. Se o valor do teste for muito elevado ( $R^2 \times n$ ,  $n$  sendo o número de observações) e significativo, conclui-se que há evidências de que as variáveis exógenas do modelo foram indevidamente

excluídas da equação original. Isso é representado pelo alto valor do  $R^2$  da regressão auxiliar, demonstrando que os resíduos explicam bem os instrumentos, uma vez que os resíduos estão captando grande parte de seus efeitos.

### 3.3.3 Aplicações

Zeidan (2005) utiliza-se da metodologia de variáveis instrumentais para estimar a demanda de cimento para regiões brasileiras. No seu modelo estático, o autor estima a equação abaixo.

$$Q_i = \alpha_{0i} + \alpha_P P_i + \alpha_Y Y_i + \alpha_Z Z_i + \alpha_{PZ} PZ_i + \varepsilon_i,$$

sendo  $i$  a região analisada (são analisadas as regiões norte, nordeste, sudeste, sul e centro-oeste),  $Q$  o consumo de cimento portland,  $P$  sendo o preço do cimento,  $Y$  o nível de atividade econômica, e  $Z$  o índice de atividade do setor da construção civil.

E a relação de oferta também é estimada:

$$P = \beta_{0i} + \beta_{Q_i} Q_i + \beta_{W_1i} W_{1i} + \beta_{W_2i} W_{2i} + \beta_{W_3i} W_{3i} - \lambda_i Q_i^* + \eta_i,$$

onde  $W_1$  é o salário médio da indústria de cimento,  $W_2$  preço da areia e  $W_3$  sendo o preço da cal.

Os coeficientes apresentaram sinais adequados com a teoria econômica, a reação entre preço e quantidade mostrou-se inversamente proporcional, enquanto que a variável  $Z$ , representando o índice de atividade da construção civil relacionou-se diretamente com a quantidade demandada de cimento. Os valores do R quadrado ajustado encontrados foram razoáveis, variando de 0,40 a 0,67, conforme a região estimada. O trabalho ainda estima as elasticidades renda e preço, sendo que os valores encontrados estão com sinais coerentes com o esperado (negativo para elasticidade-preço da demanda e positivo para elasticidade-renda da demanda). A elasticidade preço da demanda se mostrou inelástica em todas as regiões, o que é justificado pela ausência de bens substitutos para o cimento e por este ser um insumo essencial para a construção civil.

Outra utilização de variáveis instrumentais para estimação de demanda foi o estudo de Cysne *et al* (2001), no qual são feitas estimações de um sistema de demanda para o setor de cerveja no Brasil. O trabalho traz um breve histórico do potencial do uso de técnicas

econométricas para quantificação de poder de mercado. Os autores utilizam as equações abaixo para estimar a demanda por cerveja no mercado, e a demanda por cerveja para cada firma.

$$\text{Ln}Q_t = \gamma_1 \text{Ln}Q_{t-1} + \gamma_2 \text{Ln}P_t + \gamma_3 \text{Ln}P_{t-1} + \gamma_4 \text{Ln}P_t^S + \gamma_5 \text{Ln}Y_t + \beta Z_t + \varepsilon_{1t},$$

onde  $Q_t$  é a quantidade demanda na indústria,  $P_t$  é preço média das cervejas no mercado,  $P_t^S$  é o preço médio do mercado do bem substituto,  $Y_t$  renda disponível dos consumidores no mercado de cerveja e  $Z_t$  é um vetor de outros possíveis deslocadores de demanda.

$$\text{Ln}Q_t^i = \gamma_6 \text{Ln}Q_{t-1}^i + \gamma_7 \text{Ln}P_t^i + \gamma_8 \text{Ln}P_{t-1}^i + \gamma_9 \text{Ln}(P_t Q_t) + \sum_{j=1}^k \gamma_{9+j} \text{Ln}P_t^{js} + \varepsilon_{2t}$$

onde  $Q_t^i$  é a quantidade demandada da i-ésima cerveja,  $P_t^i$  é o preço da i-ésima cerveja,  $P_t^{js}$  é o preço da j-ésima cerveja substituta e  $P_t Q_t$  é a renda despendida no consumo de cerveja.

Foi realizado então, três sistemas, cada um para uma empresa produtora de cerveja diferente, através da metodologia de variáveis instrumentais. Utilizou-se como instrumento na maior parte dos casos, variáveis defasadas para aumentar as possibilidades de estimativas mais robustas, e a variável instrumentalizada foi os preços, devido a endogeneidade do mesmo. Os resultados encontrados pelos autores mostraram-se coerentes com a teoria microeconômica.

## 4 MODELOS E RESULTADOS

Para se entender melhor o mercado de aços longos comuns no Brasil, é válido analisar a estrutura de demanda desse mercado, e principalmente, o que a impulsiona. Dessa forma, três diferentes metodologias foram utilizadas, para se poder comparar qual delas é a melhor aplicada a um modelo de demanda de vergalhão. O consumo de vergalhão será explicado por diferentes variáveis ao longo das alterações de metodologias e das especificações dos modelos, entretanto, teoricamente, tenta-se explicar o seu comportamento através da equação abaixo:

$$C_t = Y_{t-i} + P_{t-j} + M_{t-k} + I_{t-l} + e_1$$

$$Y_t = C_{t-x} + P_{t-z} + M_{t-d} + I_{t-y} + e_2$$

$$P_t = C_{t-w} + Y_{t-q} + M_{t-h} + I_{t-p} + e_3$$

$$M_t = C_{t-g} + P_{t-f} + Y_{t-s} + I_{t-c} + e_4$$

$$I_t = C_{t-n} + P_{t-m} + Y_{t-b} + M_{t-v} + e_5$$

Onde,  $C_t$  é o consumo de vergalhão no período  $t$ ,  $Y_t$  é o nível de atividade econômica no período  $t$ ,  $P_t$  é o nível de preços do vergalhão no período  $t$ ,  $M_t$  é a oferta monetária do período  $t$  e  $I_t$  são os investimentos do período  $t$ . As defasagens podem variar de equação para equação, da maneira como melhor se enquadrarem os seus resultados.

### 4.1 Dados

Foram utilizados dados de consumo aparente de vergalhão mensal e trimestral, sendo definido o consumo aparente como a produção nacional, menos as exportações, mais as importações desse produto. Os dados foram obtidos junto ao Instituto Brasileiro de Siderurgia - IBS em base mensal. Os dados de preços deste produto foram obtidos através da base de preços do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE e foram

deflacionados pelo IPA – Oferta Global. Foram usados dados do Índice Nacional da Construção Civil (INCC - Mercado) obtidos na Fundação Getúlio Vargas. A base monetária nominal (fonte Banco Central) foi transformada de nominal para real através do IGP – DI. Os dados de investimentos mensais são dados de formação bruta de capital fixo – construção civil (índice encadeado) retirados do IPEA. Já os dados de investimentos trimestrais foram obtidos na conta de formação bruta de capital fixo e formação bruta de capital, ambos índice encadeado com fonte Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicada - IPEA. As séries do PIB utilizadas foram obtidas no IBGE e deflacionadas pelo IPCA (Fundação Getúlio Vargas), tomando como base o ano de 1996. O PIB mensal é calculado com base no PIB trimestral fornecido pelo IBGE.

Todas as séries foram trabalhadas em índice com base 100 no primeiro período do ano de 1996, e compreendem o período de 1996 a 2005.

Testes de estacionariedade nas séries foram necessários. Todas as variáveis apresentaram-se não estacionárias no teste Augmented Dickey-Fuller quando este teste foi realizado sem intercepto e sem tendência na variável no nível. Rodando o teste novamente na variável em primeira diferença, todas as séries apresentaram-se estacionárias, com exceção da série de preços INCC mercado, a qual foi necessário rodar o teste na segunda diferença para obter resultados de estacionariedade da série. Dessa forma, se trabalhará com todas as séries estacionárias, sendo elas integradas de ordem 1, e com o INCC sendo integrada de ordem 2. A partir de então sempre que houver referência à variável, já se estará considerando esta em sua forma estacionária, em primeira diferença, ou no caso do INCC, em segunda diferença. Todos os gráficos das funções impulso resposta que serão analisados na metodologia de VAR irrestritos mostram choques de uma unidade no resíduo da equação da variável, a resposta é analítica assintótica e os gráficos trazem os resultados acumulados dos choques. Já na metodologia bayesiana, são apresentados resultados de choques de Choleski.

## 4.2 Vetores Autoregressivos – VAR<sup>17</sup>

### 4.2.1 – Modelos com dados mensais

---

<sup>17</sup> Para a estimação de todos os modelos VAR foi utilizado o programa Eviews 4.0.

Primeiramente, foram realizadas diversas estimações com dados mensais, de forma a obter um sistema que melhor representasse a dinâmica de um mercado de aços longos comuns. Os modelos foram escolhidos de forma a entender da melhor forma a equação de consumo de vergalhão, de forma que as outras equações podem ter apresentado resultados superiores em outros modelos. Atingiu-se os melhores resultados em 3 modelos.

O modelo 1 traz como variáveis endógenas o consumo de vergalhão, os investimentos (defasados em 3 unidades) e o PIB, e como variáveis exógenas a base monetária (defasada em 1 unidade) e o preço do vergalhão (também defasado em 1 unidade). As defasagens do modelo foram 1, 2 e 9.

No modelo 2, o preço é inserido no modelo como variável endógena, para isso as especificações de lags foram alteradas para 1, 3 e 10. Os investimentos e a base monetária também tiveram suas defasagens alteradas para lag 2. O ganho desse modelo foi o choque na variável investimento trazer um impacto mais coerente para o consumo de vergalhão, além de uma melhora na coerência dos resultados do choque no PIB. O R quadrado ajustado teve uma pequena melhora, passando de 0,40 para 0,44.

O modelo 3 apresenta as mesmas especificações do modelo 2, apenas com a alteração da variável preço sendo inserida como exógena. O R quadrado ajustado atingiu 0,45.

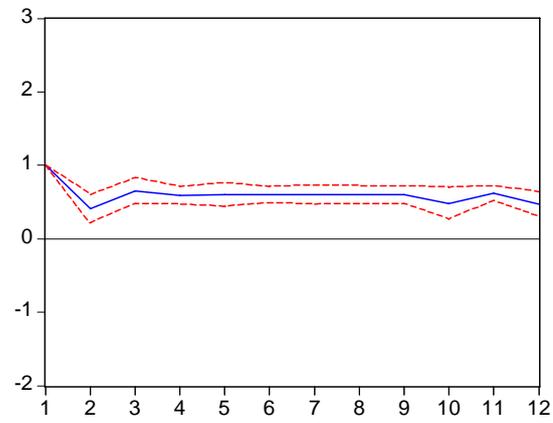
### **Modelo 1:**

O teste de causalidade de Granger foi realizado e as 3 variáveis endógenas no modelo não apresentaram indícios de exogenidade. O modelo satisfaz a condição de estabilidade e o teste LM teve a aceitação da hipótese nula de ausência de autocorrelação serial para a maior parte dos *lags*. O R quadrado ajustado do modelo ficou em 0,40, enquanto que o *Akaike* e *Schwartz* em 20,93 e 21,84, respectivamente.

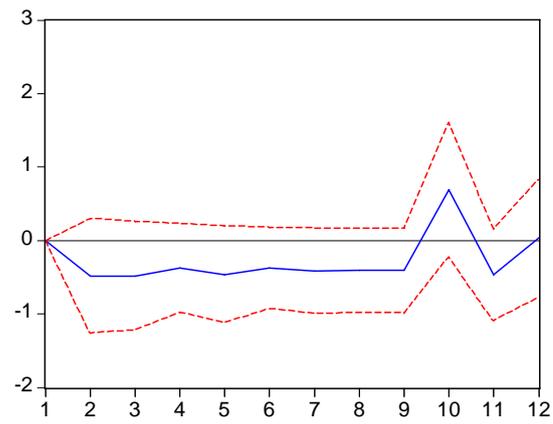
As funções impulso resposta trazem uma boa referência do que choques causados nas variáveis PIB, investimento e o próprio consumo de vergalhão causam na variável consumo de vergalhão.

Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations  $\pm 2$  S.E.

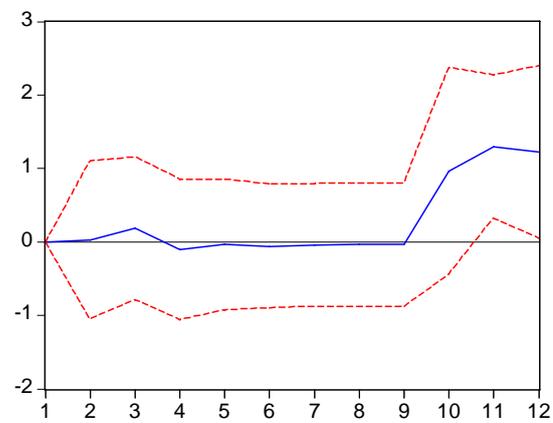
Accumulated Response of DCONSVERG to DCONSVERG



Accumulated Response of DCONSVERG to DINV(-3)



Accumulated Response of DCONSVERG to DPIB



## Gráfico 2 – Accumulated Response – Modelo 1

*Fonte: Saída Eviews*

Um choque de uma unidade no instante  $t$  no consumo de vergalhão causa após o choque, um crescimento acumulado de 0,6 ao longo de um período de 9 meses, e há uma queda nesse crescimento acumulado, chegando a um pouco mais de 0,4 em 12 meses. Isso significa que um aumento de uma unidade no consumo de vergalhão irá efetivamente gerar um aumento de 0,4 em 12 meses, isto é, o choque não se perpetua ao longo do período.

O modelo trouxe um resultado um pouco inesperado nos primeiros períodos após um choque em investimentos em capital fixo na construção civil, uma vez que os resultados acumulados são negativos até o nono período, quando acontece um pulo em consumo de aço, que no período seguinte retrocede ao patamar anterior, e tem uma elevação posterior. Provavelmente, o modelo não conseguiu captar a dinâmica dos impactos dos investimentos sobre o consumo de aço adequadamente.

Um choque no PIB de uma unidade necessita de alguns períodos para trazer um efeito considerável no consumo, conforme o Gráfico 2 demonstra que o incremento é grande após o nono mês depois do choque. Isto está bastante dentro do esperado, uma vez que historicamente o setor da construção civil costuma ser bastante sensível ao crescimento econômico do país. Apesar dos resultados terem se mostrados levemente negativos no consumo de vergalhão a partir do choque do PIB nos nove primeiros períodos, dos parâmetros estimados para a variável PIB, o único que se mostrou significativo foi o da defasagem 9, e este apresentou-se positivo.

### **Modelo 2:**

Em diversos modelos a variável preço de vergalhão apresentou-se exógena, trazendo uma certa curiosidade do porquê dessa ocorrência nesse mercado. A teoria econômica demonstra inúmeras vezes uma dependência entre preço e quantidade de um determinado produto. Isso ocorre por um entendimento bastante simples da quantidade consumida ser influenciada pelo preço vigente do produto no mercado e da mesma forma, esse preço vigente ser determinado pela quantidade de interessados no produto. Percebemos que isso não ocorre na maioria dos modelos VAR para o consumo de vergalhão. O preço se mostra

exógeno, indicando que o preço do vergalhão não é explicado nem pela quantidade de vergalhão consumida, nem pelas outras variáveis do modelo. Isso faz sentido com o comportamento empírico, pois os preços internacionais do produto e mais intensamente, os preços dos insumos envolvidos na produção trazem o maior impacto nos preços dos produtos siderúrgicos. Deve ser feito um paralelo aqui com as características de um mercado oligopolizado, uma vez que os consumidores não conseguem exercer influência sobre preços. O mercado, ao não proporcionar opções diversificadas de oferta do produto, como aconteceria em um mercado competitivo, faz com que o preço de mercado não sofra grandes influências de alterações de demanda interna. Isso se comprova empiricamente, já que o mercado siderúrgico de aços longos é composto por um número –reduzido de empresas no mercado doméstico brasileiro.

Independente disso, esse modelo teve o preço inserido como variável endógena para ver se acarretaria melhora na especificação (diferentemente do modelo 1 exposto acima). Assim, algumas defasagens tiveram de ser alteradas a fim de se obter o melhor modelo. Os *lags* utilizados foram 1, 3 e 10, sendo que a variável investimento foi defasada em 3, 5 e 12. Mais uma vez a variável de consumo em defasada em *lag* 1 aparece com sinal negativo. O resultado acumulado de um choque de uma unidade no consumo não se apresenta negativo nos períodos consecutivos, apesar do resultado acumulado do choque ser menor do que uma unidade, como pode-se ver no Gráfico 3.

### Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations $\pm 2$ S.E.

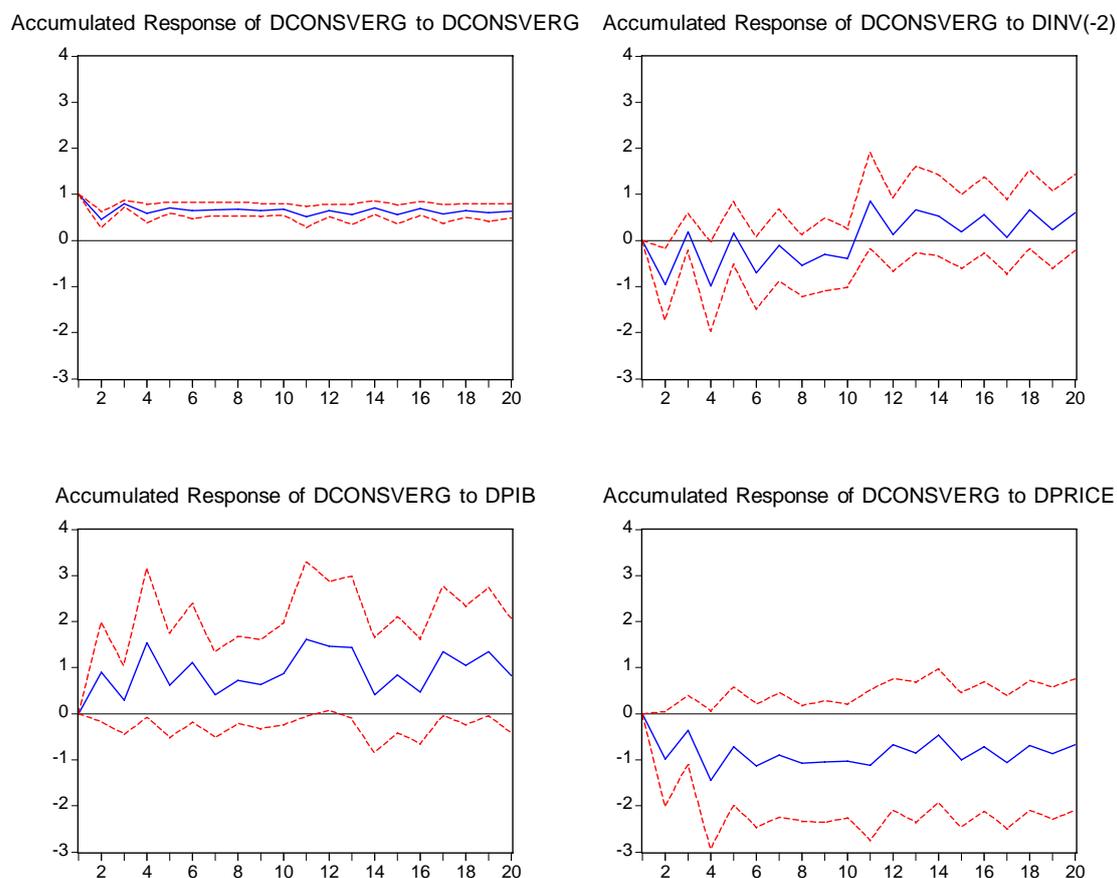


Gráfico 3: Accumalated Response – Modelo 2

Fonte: Saída do Eviews

A variável investimento se mostrou mais coerente com a teoria econômica nesse modelo. O choque de uma unidade no investimento trouxe efeitos acumulados positivos nos períodos posteriores ao décimo período após choque. Os coeficientes que se mostraram significativos foram o de *lag* 3 e o de *lag* 12, sendo o 3 com sinal negativo e contra o que se esperaria teoricamente, e o de *lag* 12 positivo, isto é, os efeitos no consumo de vergalhão parecem demorar alguns períodos para apresentarem efeitos mais significativos e de acordo com a teoria.

Um choque no PIB da economia impacta positivamente o consumo de vergalhão, como já era esperado pela experiência empírica. Diferentemente do modelo 1, onde o choque trouxe

efeitos mais significativos e positivos a partir no nono período, nesse modelo, os efeitos são mais constantes ao longo de todos os períodos, se mantendo sempre positivos.

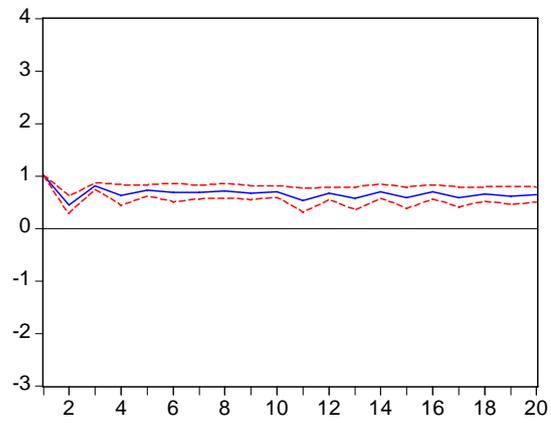
O Gráfico 3 mostra que modelo incorporou bem os efeitos de preço e quantidade demandada, mesmo com a variável preço tendo sido inserida no modelo como endógena, apesar de o teste de Causalidade de Granger ter indicado a sua exogeneidade. Isso demonstra que a variável preço impacta a quantidade demandada, mesmo em um mercado com características oligopolizadas onde os consumidores não têm muitas opções de oferta. Por fim, o modelo satisfaz a condição de estabilidade, além de não ter apresentado correlação serial nos erros. O R quadrado do modelo ficou em 0,51 e o R quadrado ajustado em 0,44, mais elevados que no modelo 1. Os critérios de *Akaike* e *Schawtz* ficaram em 26,5 e 27,9, respectivamente.

### **Modelo 3:**

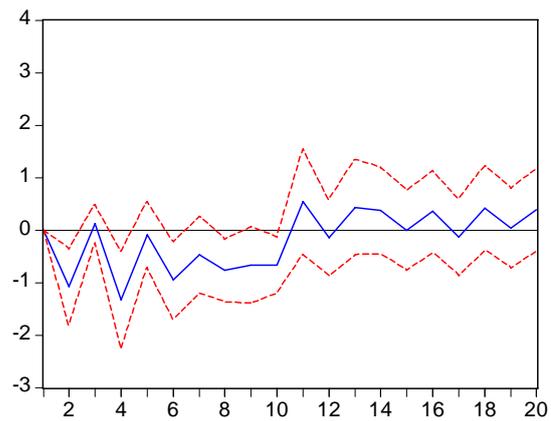
Neste modelo mantiveram-se as variáveis e as defasagens, porém se colocou a variável preço como sendo exógena assim como o teste indicou no modelo acima. As melhoras não foram muito significativas, uma vez que os efeitos no consumo de aço, dados os choques nas variáveis endógenas, não se alteraram muito. O R quadrado ajustado apresentou uma pequena melhora, indo para 0,45 e os critérios de *Akaike* e *Schawtz* tiveram uma melhora mais significativa, se reduzindo para 20,7 e 21,6, respectivamente.

Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations  $\pm 2$  S.E.

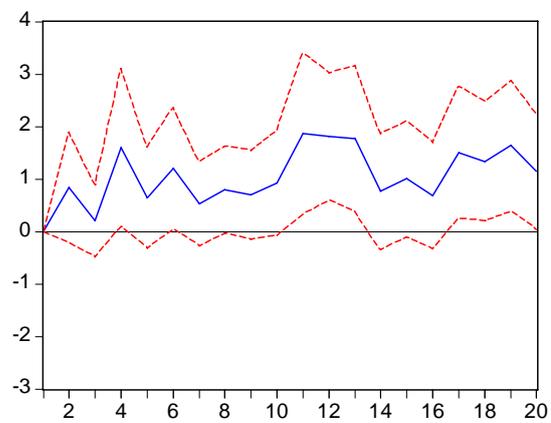
Accumulated Response of DCONSVERG to DCONSVERG



Accumulated Response of DCONSVERG to DINV(-2)



Accumulated Response of DCONSVERG to DPIB



#### Gráfico 4: Accumalated Response – Modelo 3

*Fonte: Saída do Eviews*

#### 4.2.2 Modelos com dados trimestrais

Da mesma forma que nos modelos com dados mensais, aqui também foram escolhidos os melhores modelos de acordo com a equação do consumo de vergalhão, isto é, está se tentando explicar da melhor forma o consumo desse produto, de forma que dá-se maior peso aos coeficientes dessa equação na escolha dos modelos.

Os resultados obtidos com dados trimestrais são melhores aos dos com dados mensais, porém existe uma desvantagem nos modelos rodados trimestralmente: o número de observações. São 36 observações para estimar ao redor de 9 a 14 parâmetros por equação. Esse é, sem dúvida, um aspecto negativo que pode comprometer a equação, entretanto, fazendo a ressalva desse aspecto negativo, torna-se interessante apresentar os resultados obtidos, uma vez que estes mostraram-se bastante interessantes e superiores aos encontrados com dados mensais.

Em comparação com os modelos mensais foi inserida uma nova variável, o INNC mercado, com o objetivo de captar a dinâmica dos preços dos bens complementares ao vergalhão. As variáveis inseridas no modelo 1 como endógenas são o consumo de vergalhão, o INCC, os investimentos e o PIB (defasagem utilizada de ordem 2) e como variáveis exógenas estão incluídas a base monetária e os preços de vergalhão. O modelo 2 apresenta uma pequena alteração nessa especificação, passando a defasagem para ordem 3 e o PIB como variável exógena. O ganho obtido com essa alteração foi o choque nos investimentos mostrar resultados coerentes com a experiência empírica, isso é, impactos positivos no consumo de vergalhão (diferente do mostrado pelo modelo 1).

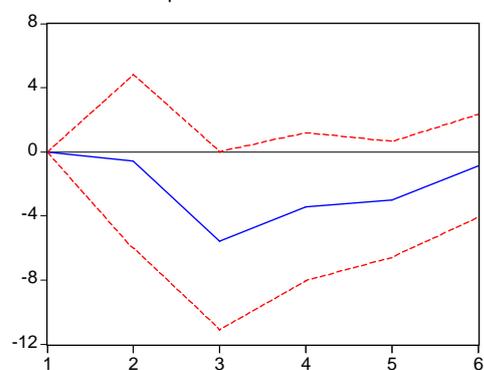
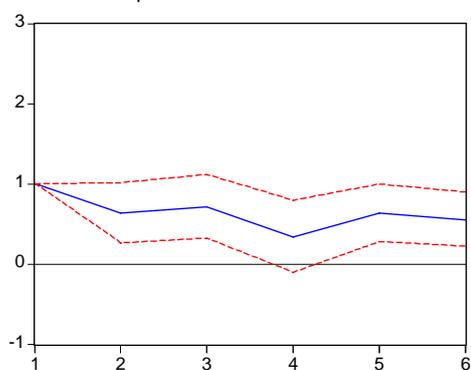
O modelo 3 teve como alterações na especificação a inserção do PIB como endógena novamente, e os investimentos sendo inseridos como variável exógena. A variável preço do vergalhão e a base monetária foram excluídas desse modelo e o *lag* utilizado no modelo foi de ordem 2. As funções impulso resposta tiveram resultados semelhantes aos já obtidos.

### Modelo 1:

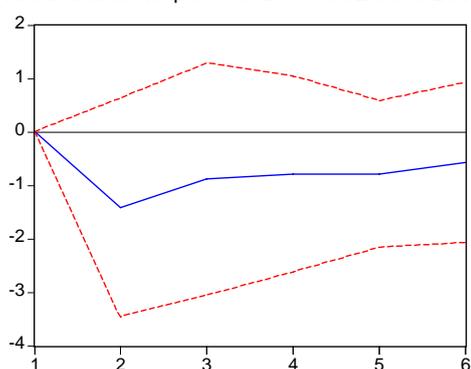
Neste primeiro modelo de dados trimestrais, foram utilizadas como variáveis endógenas o consumo de vergalhão, o INCC, os investimentos e o PIB. Como variáveis exógenas estão incluídas a base monetária e os preços de vergalhão. A defasagem utilizada foi de ordem 2. Analisando a funções impulso resposta abaixo, percebe-se o mesmo já visto no modelo 1 de dados mensais a respeito do choque na variável consumo de vergalhão, isto é, o choque de uma unidade vai se dissipando nos períodos a frente, não sustentando esse aumento por todos os períodos.

#### Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations $\pm 2$ S.E.

Accumulated Response of DCONSVERG to DCONSVERG    Accumulated Response of DCONSVERG to DDINCCM



Accumulated Response of DCONSVERG to DINV2



Accumulated Response of DCONSVERG to DPIB

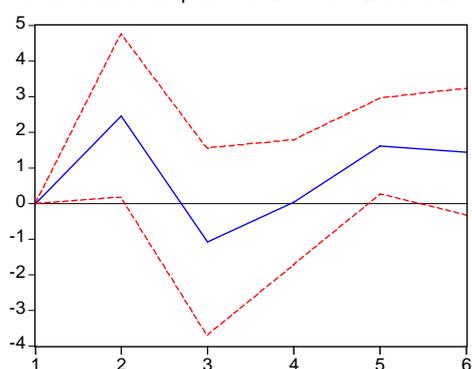


Gráfico 5: Accumalated Response – Modelo 1

Fonte: Saída do Eviews

O modelo não conseguiu captar adequadamente os efeitos dos investimentos, uma vez que o esperado por experiência empírica seria um aumento no consumo de vergalhão dado choques na variável formação bruta de capital fixo, e não é o que a função impulso resposta desse modelo mostra (assim como no modelo 1 de dados mensais). Porém, os coeficientes da variável investimentos no modelo apareceram não significativos, o que não tira a credibilidade do modelo como um todo.

O Gráfico 5 mostra que a variável INCC trouxe um impacto bastante negativo no consumo de vergalhão dado seu choque. Isso é bastante compreensível pelo efeito de bens complementares. O aumento de preços de todos os insumos da construção civil traz um impacto negativo do consumo de um bem complementar a todos esses, que é o vergalhão.

O resultado do choque no PIB sobre o consumo é relativamente coerente com a teoria econômica, embora a queda no terceiro período não apresente uma explicação clara (voltará-se a esse ponto mais adiante).

O preço do vergalhão como variável exógena se mostrou significativo na estimação e apresentou sinal coerente com a teoria econômica (-1,53). O modelo teve um R quadrado ajustado de 0,55, mostrando alguma melhora com relação aos modelos mensais.

O teste de causalidade de Granger foi realizado e indicou de todas as variáveis exógenas, apenas a variável INCC para ser exógena. Isso foi realizado, porém os resultados como um todo do modelo apresentaram uma piora significativa, dessa forma optou-se por manter a variável INCC como endógena, uma vez que o ganho de significância e aderência das séries no modelo compensam a perda de parcimônia.

Esse modelo satisfaz a condição de estabilidade pelo teste do polinômio característico. O teste LM mostrou que não há correlação serial nos resíduos.

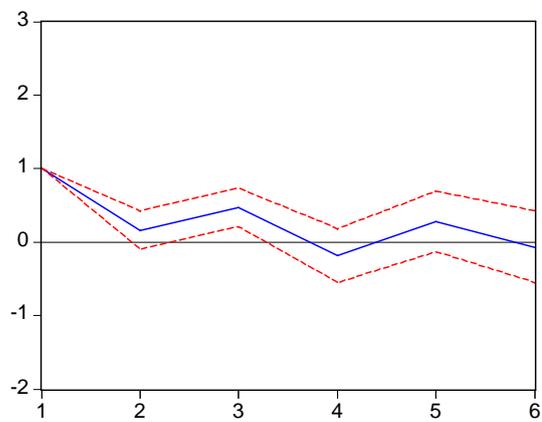
### **Modelo 2:**

Alterando a especificação do modelo acima para uma defasagem de ordem 3, o teste Granger indicou a variável PIB como sendo exógena e não mais endógena. Essa alteração é bastante coerente uma vez que o PIB pode não ser muito bem explicado apenas pelas variáveis consumo de vergalhão, investimentos e INCC. Assim, a variável foi inserida como exógena, se mostrou significativa e com sinal positivo, o que era esperado.

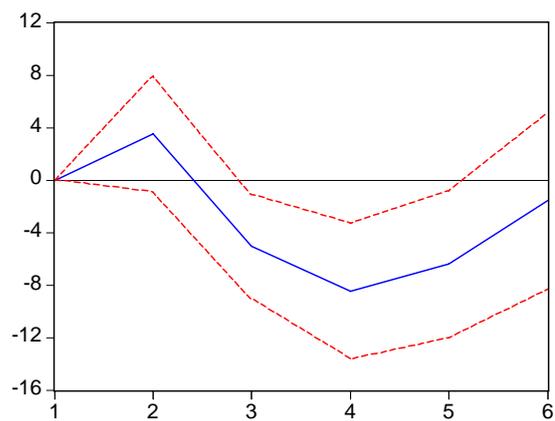
Abaixo, segue a função impulso resposta do choque na variável consumo de vergalhão e do resultado na mesma variável, sendo semelhante ao realizado no modelo 1, porém com uma queda mais significativa.

Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations  $\pm 2$  S.E.

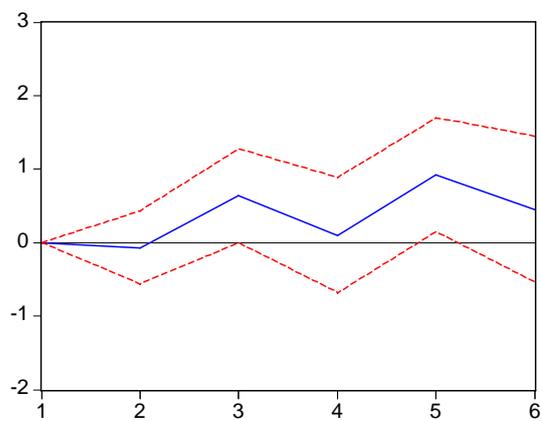
Accumulated Response of DCONSVERG to DCONSVERG



Accumulated Response of DCONSVERG to DDINCCM



Accumulated Response of DCONSVERG to DINV3



## Gráfico 6: Accumalated Response – Modelo 2

*Fonte: Saída do Eviews*

O choque nos investimentos apresentou resultados de acordo com a experiência empírica, diferentemente do modelo 1. Talvez isso tenha sido causado pela troca, nesse modelo, da variável formação bruta de capital fixo pela variável formação bruta de capital, para representar o investimento. É bastante razoável a geração de impactos positivos na variável consumo de vergalhão com um aumento nos investimentos totais de um país, dado que isso engloba mais gastos em infra-estrutura e habitação. O resultado mais adequado da variável investimento sobre o consumo nesse modelo deve ser uma das causas da grande melhora do R quadrado, que apresentou valor de 0,82 com as alterações realizadas. O *Akaike* e *Schwartz* também apresentaram melhoras, tendo o seu valor reduzido de 22,6 e 24,5 (no modelo 1), respectivamente, para 19 e 20,8 (nesse modelo).

O INCC continuou apresentando resultados bastante coerentes com a teoria econômica a partir do segundo período após o choque. O impacto positivo no consumo, no primeiro período após o choque nos preços, pode ser explicado pelo fato de os consumidores desse produto não terem gerado expectativas desse aumento geral de preços da construção, fazendo com que tenha uma defasagem entre o choque nos preços dos bens complementares e a queda no consumo do vergalhão, dado plano de investimentos de consumo do produto. Já a redução dessa queda a partir do quarto período representa a incorporação desse aumento de preços, mostrando que depois de um ano do aumento de preços, o seu efeito negativo começa a se reduzir, fazendo com que os indivíduos voltem a consumir o produto e incorporem esse efeito de preço também em seus custos e seus preços.

O PIB como variável exógena se mostrou significativo e com o sinal esperado, sendo da magnitude de 2,37. O preço do vergalhão também foi inserido como variável exógena, se mostrou significativo e teve o sinal de acordo com a teoria econômica, sendo o valor do coeficiente igual a -1,46.

No teste de condição de estabilidade, as condições necessárias foram atendidas e o teste LM demonstrou que não há problemas de correlação serial.

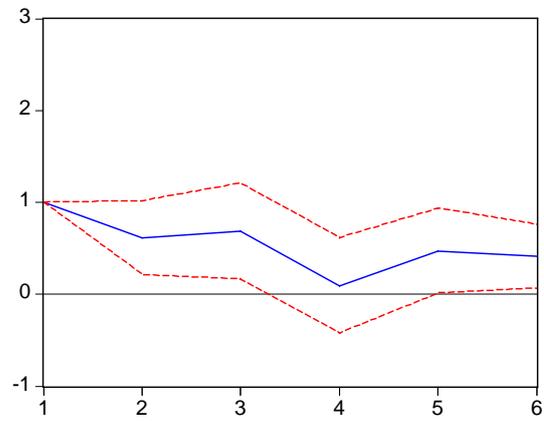
**Modelo 3:**

No modelo 3, alterou-se algumas especificações do modelo acima. A variável investimentos foi posta como exógena (o teste de Granger indicou essa alteração), e o PIB como endógena mais uma vez. A variável preço do vergalhão foi excluída do modelo, com o objetivo de fazer com o que o INCC incorporasse todo o seu efeito. A defasagem foi alterada para *lag* 2. A variável de base monetária, por não se mostrar significativa, foi retirada do modelo.

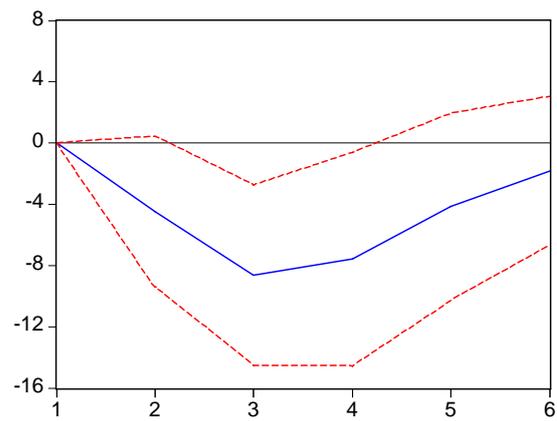
Na função impulso resposta abaixo, o resultado do choque no consumo de vergalhão sobre a própria variável é bastante similar ao obtido no modelo 2, demonstrando que o choque de uma unidade não é assegurado ao longo dos períodos posteriores.

Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations  $\pm 2$  S.E.

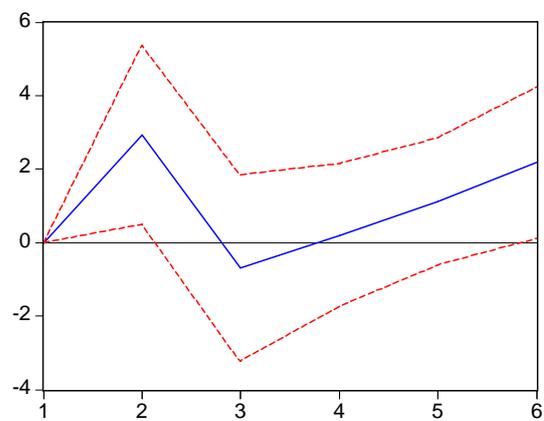
Accumulated Response of DCONSVERG to DCONSVERG



Accumulated Response of DCONSVERG to DDINCCM



Accumulated Response of DCONSVERG to DPIB



### Gráfico 7: Accumalated Response – Modelo 3

Fonte: Saída do Eviews

O resultado do consumo dado o choque nos preços mostra que não há o *gap* de um período como no modelo acima, isto é, assim que os preços dos insumos da construção civil têm uma alta como um todo, o consumo de vergalhão já é reduzido. A diferença nesse modelo é o fato de provavelmente a variável INCC estar captando o efeito de preço do próprio vergalhão e não mais somente os efeitos dos seus bens complementares, assim o *gap* do primeiro período desaparece. O que corrobora essa explicação é o fato de o preço do vergalhão como variável exógena nos outros modelos ter sempre apresentado um sinal negativo no coeficiente de preços sem a variável preço estar defasada em nenhum período.

O resultado do choque no PIB é bastante similar ao obtido no modelo 1, onde o PIB também estava no modelo como variável endógena. A queda no consumo de terceiro período após o choque não parece ter uma explicação clara, mas acontece nos 2 modelos (em fato em 3, como se verá mais adiante). Provavelmente, deve decorrer de algum ciclo de expectativas. Por exemplo, o aumento do PIB em um determinado período faz com que nesse período as obras aconteçam e sejam planejadas, então, meio ano depois (segundo período no modelo), o consumo está bastante aquecido, e faz com que parte da necessidade de consumo devido esse aumento do PIB seja suprida, além de haver um adiantamento do consumo normal do produto (seja por otimismo, por facilidade em comprar toda quantidade necessária em uma única vez, descontos por maiores lotes, etc). Três meses depois (no terceiro período do modelo), há uma queda, pois o aumento de consumo devido ao choque do PIB já foi parcialmente “utilizado” e parte do consumo desse período foi adiantado para o período anterior. A partir do quarto período há um aumento por duas razões: a primeira é o consumo normal do período (o qual teve a queda no período anterior e agora apenas se recupera) e a segunda é o aumento líquido resultante do crescimento do PIB (que também apresentou a queda no terceiro período e agora está demonstrando o efeito líquido).

O modelo não conseguiu atingir resultados bons como o modelo anterior. O R quadrado ajustado apresentou uma queda e ficou em 0,48, entretanto o *Akaike* e *Schwartz* tiveram uma redução no seu valor para 16,6 e 17,6, respectivamente. O teste de causalidade de Granger

não indicou nenhuma das variáveis endógenas do modelo para ser exógena, a condição de estabilidade foi satisfeita e os resíduos não apresentaram correlação serial.

#### Modelo 4:

Nesse último modelo, foram inseridas como endógenas, o consumo, o PIB, o INCC e os investimentos, este último com defasagem -2. Não foi utilizada nenhuma variável como exógena. A defasagem para o modelo como um todo foi de 1, 2 e 4.

O resultado do choque na própria variável consumo de vergalhão é semelhante aos outros modelos, isto é, o choque de uma unidade não é sustentado ao longo dos outros períodos.

#### Accumulated Response to Nonfactorized One Unit Innovations $\pm 2$ S.E.

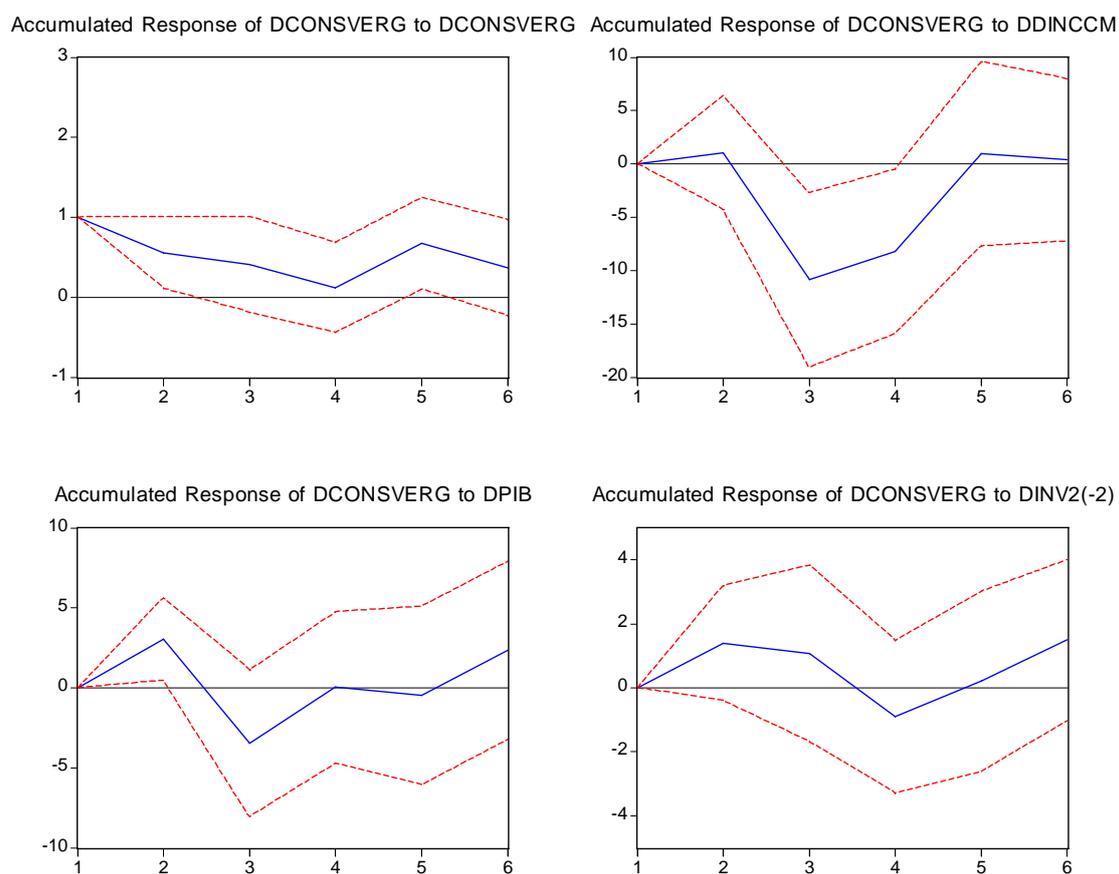


Gráfico 8: Accumalated Response – Modelo 4

Fonte: Saída do Eviews

O choque no INCC causou uma queda acentuada no consumo de vergalhão a partir do terceiro período, e esse efeito só foi sentido até o quinto período, onde a situação se reverteu. Provavelmente, o aumento nos preços foi incorporado pelos consumidores, possivelmente repassando custo aos seus clientes ao voltar a consumir no mesmo nível de antes do choque.

O investimento apresentou resultado de acordo com o esperado, com exceção da queda no quarto período. O provável é que o modelo esteja captando um movimento de uso no início e uma quebra posterior pelo fato de o vergalhão não ser um produto utilizado ao longo de todo período de uma construção. Assim, ocorre essa quebra no consumo, após 15 meses (pois o choque é na variável investimento defasada em 2 períodos), como se nesse grupo inicial de novos investimentos na construção civil tivesse terminado a necessidade do produto vergalhão, após isso, inicia-se novamente um novo conjunto de investimentos ainda derivado do choque de uma unidade em formação bruta de capital fixo.

O PIB apresentou mais uma vez um efeito negativo no consumo de vergalhão no terceiro período, como visto anteriormente no modelo 1 e 3. Faz-se o mesmo comentário de anteriormente com relação a esse movimento. No resultado acumulado, apesar das variações iniciais, há um considerável aumento do consumo de vergalhão dado o choque no PIB.

O modelo apresentou um R quadrado ajustado de 0,59 e um *Akaike* e *Schwartz* de 22,7 e 25,1, respectivamente. O teste de causalidade de Granger mostrou todas as variáveis como sendo endógenas e o modelo satisfaz as condições de estabilidade. O teste LM mostrou ausência de correlação serial nos resíduos.

Observando os resultados com dados mensais mostrados, os modelos 2 e 3, se apresentaram mais coerentes com a experiência empírica e com a teoria econômica. Eles apresentaram R quadrado ajustado de 0,44 e 0,45, respectivamente, mostrando que as variáveis selecionadas explicam relativamente bem o consumo de vergalhão. Os coeficientes apresentaram os sinais adequados com a teoria econômica e com a experiência empírica.

Já nos modelos trimestrais, o modelo 2 teve um R quadrado bastante mais elevado que nos outros modelos e os resultados das variáveis na função impulso resposta foram de acordo

com a experiência empírica, demonstrado ser este um modelo adequado para explicar o consumo de vergalhão. Desconsiderado-se o aspecto negativo de um reduzido número de observações nos modelos trimestrais, o modelo 2 com dados trimestrais se apresenta como o melhor modelo na metodologia de vetores autoregressivos, uma vez que apresentou o maior R – quadrado e os resultados das funções impulso resposta bastante de acordo com a teoria econômica.

### 4.3 Vetores Autoregressivos Bayesianos – BVAR

#### 4.3.1 Modelos com dados mensais

Foram rodados diversos modelos com dados mensais, e assim como na metodologia VAR, os melhores modelos foram selecionados de acordo com o desempenho da equação do consumo de vergalhão.

Uma vantagem da metodologia VAR bayesiana é a possibilidade de inserir diversos *lags* e variáveis sem perda de parcimônia, uma vez que o modelo faz a seleção de *lags* e variáveis posteriormente, sujeita aos *priors* inseridos<sup>18</sup>. Assim, escolheu-se inserir 12 defasagens em todas as variáveis, sugerindo ao modelo a escolha de quais *lags*, dentre os 12 incluídos no modelo, são os mais significativos e adequados ao modelo.

Foram utilizadas as variáveis consumo de vergalhão, preço do vergalhão e PIB como endógenas e os investimentos como variável exógena no modelo. Como *priors* de média, foi usado o *default* de média igual a zero para todos os coeficientes, exceto para os de defasagem igual a um na equação da variável dependente, forçando inicialmente, todas as equações a serem um *random walk*<sup>19</sup>.

$$y_t = y_{t-1} + e_t$$

O prior de *overall tightness*, ou hiperparâmetro, foi inserido com valor de 1,5 e para o fator escalar e para o *decay* foi utilizado 2<sup>20</sup>.

Esse modelo apresentou as seguintes variáveis como significativas na equação da estimação do consumo de vergalhão: consumo de vergalhão com *lags* 1, 2 e 3 (com sinal negativo),

<sup>18</sup> Conforme metodologia exposta no capítulo 3.

<sup>19</sup> Minnesota Prior

<sup>20</sup> Metodologia exposta no capítulo 3 explica o impacto de cada um desses parâmetros.

preço de vergalhão com defasagens 1 e 3 (com sinal negativo), o PIB com *lag* 4 (sinal positivo) e os investimentos, como variável exógena (com sinal positivo). O R quadrado ajustado da equação do consumo de vergalhão apresentou-se superior a todos os encontrados com dados mensais na metodologia do VAR irrestrito, sendo este de 0,60.

Assim como na metodologia VAR, o modelo será também analisado de acordo com suas funções impulso resposta, embora no caso bayesiano tenha sido utilizado o choque de *Choleski*, diferentemente do VAR irrestrito. O resultado de um choque na própria variável consumo de vergalhão é o mesmo obtido nos modelos VAR, uma vez que demonstra um choque não conseguindo sustentar seu valor integral, embora permaneça parte do choque no aumento do consumo.

Choque no Consumo de Vergalhão

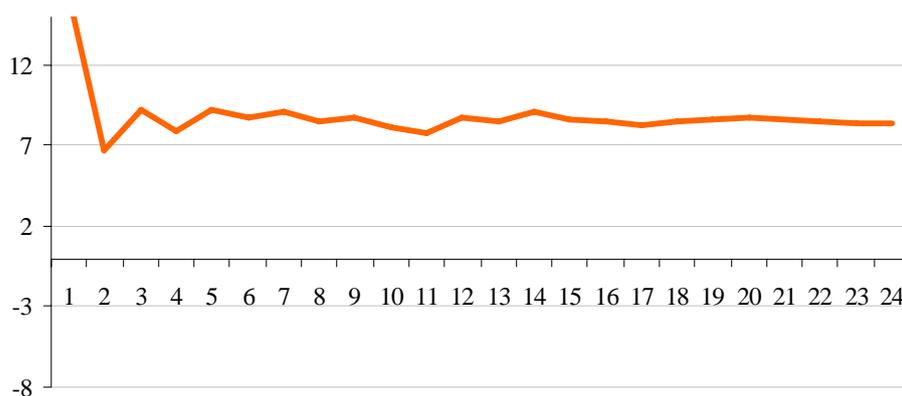


Gráfico 9: Choque no Consumo de Vergalhão

*Fonte: Elaborado pelo autor*

O nível de consumo de vergalhão antes do aumento de preços não consegue ser atingido mesmo 2 anos após o choque, embora o modelo traga alguma recuperação ao longo do período. O choque no preço causa uma queda considerável no consumo logo no segundo período após o choque, a recuperação obtida no terceiro período é resultado do coeficiente de *lag* 2 dos preços ter se apresentado positivo, embora não significativo na equação.

Choque no Preço

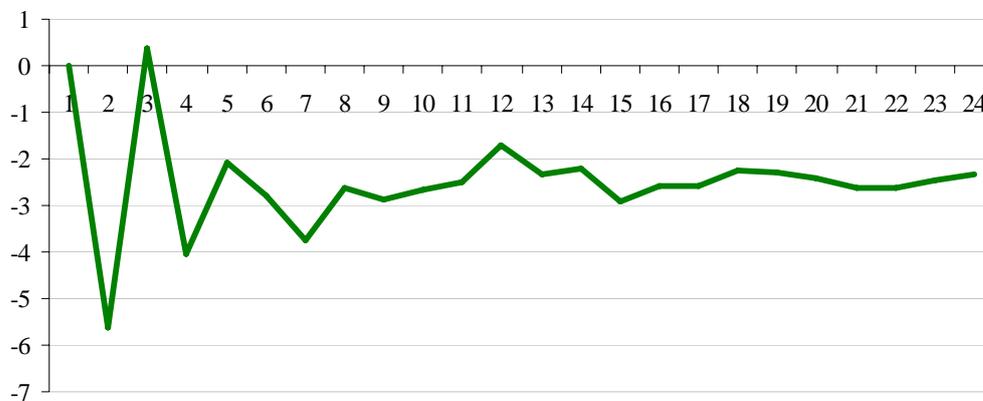


Gráfico 10: Choque no Preço

Fonte: Elaborado pelo autor

O choque no PIB apresentou resultado de acordo com a teoria econômica, e o pico mais alto de consumo dado o choque no PIB é justamente no período 5, o que é referente ao *lag* 4 do PIB que se mostrou significativo.

Choque no PIB

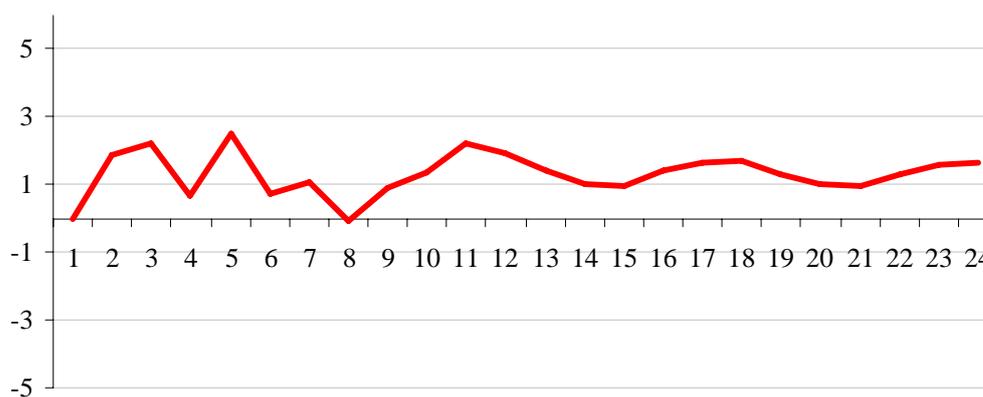


Gráfico 11: Choque no PIB

Fonte: Elaborado pelo autor

É interessante observar que os resultados das funções impulso resposta desse modelo são bastante semelhantes aos obtidos no VAR irrestrito, demonstrando que o BVAR alcança uma melhora no R quadrado do modelo, sem em geral, perder significância e a coerência econômica dos coeficientes. A inserção de diversas defasagens sem a preocupação de perda de parcimoniedade (uma vez que o modelo, dados os *priors* inseridos, zera automaticamente, os valores que não atingem significância) pode ser o responsável pela melhora do R quadrado. O valor de *Durbin-Watson* do modelo demonstra ausência de correlação serial nos resíduos, sendo da ordem de 2,20.

#### 4.3.2 Modelos com dados trimestrais

Dos diversos modelos rodados com dados trimestrais na metodologia bayesiana, três apresentaram os melhores resultados. Eles serão mostrados, com o objetivo de discutir as diferenças presentes e os impactos de alterações nos *priors* da metodologia bayesiana. Faz-se a ressalva aqui, assim como nos modelos VAR, o aspecto de um número não muito elevado de observações, embora nos modelos bayesianos esse problema seja reduzido pelo fato do número de coeficientes a serem estimados em cada equação é reduzido pelos *priors* inseridos.

##### **Modelo 1:**

Nesse modelo foram utilizados as variáveis consumo de vergalhão, INCC e investimentos como endógenas e o PIB como variável exógena no modelo. As defasagens utilizadas foram de 8 *lags*, considerando que a metodologia bayesiana desconsidera os *lags* onde os coeficientes não conseguem quebrar os *priors* de média zero. Os *priors* utilizados aqui foram os mesmos dos modelos mensais, isso é, o prior de *overall tightness*, ou hiperparâmetro, foi inserido com valor de 1,5 e para o fator escalar e para o *decay* foi utilizado 2. A média ficou sendo zero para todos os coeficientes, com exceção da variável dependente defasada em uma unidade, a qual apresenta média de 1.

As variáveis que se mostraram significativas na equação do consumo de vergalhão foram a variável dependente defasada em 1 e 3, o INCC com *lags* 2 e 3, e o PIB como variável exógena. O PIB apresentou um coeficiente bastante elevado e significativo (3,17),

demonstrando que o modelo conseguiu explicar bem o efeito de um aumento no PIB no consumo de vergalhão.

As funções de impulso resposta são semelhantes as já encontradas.

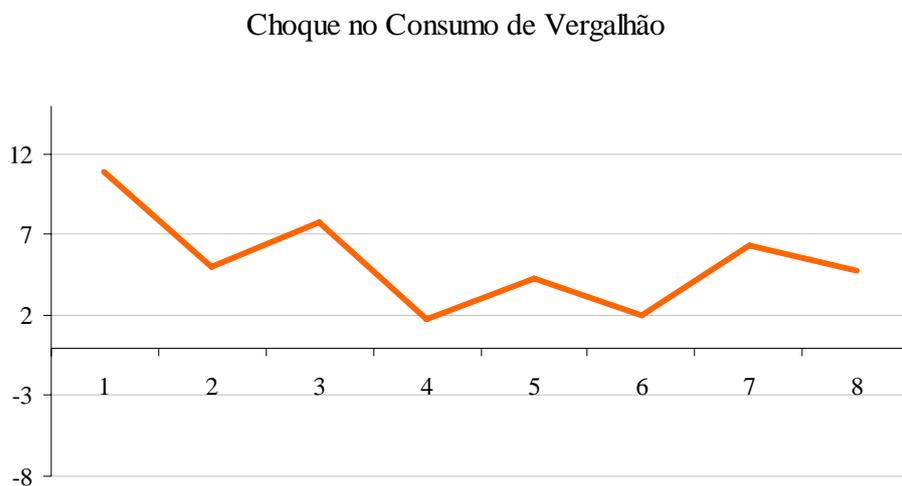


Gráfico 12: Choque no Consumo de Vergalhão

*Fonte: Elaborado pelo autor*

O choque no consumo de vergalhão não se sustenta no mesmo patamar do choque, embora não perca todo o seu efeito positivo, mesmo depois de 2 anos.

Os efeitos de um choque positivo na variável INCC são negativos, como esperado. Há uma recuperação depois de um ano, mas não uma recuperação como nos patamares anteriores ao choque.

A grande vantagem desse modelo é o R quadrado bastante elevado, de 0,80, o maior encontrado com essa metodologia. O modelo, entretanto, não parece ter incorporado bem os efeitos dos investimentos, uma vez que os coeficientes das variáveis defasadas não se mostraram significativos. O valor de *Durbin-Watson* (2,5) mostra ausência de correlação serial nos resíduos.

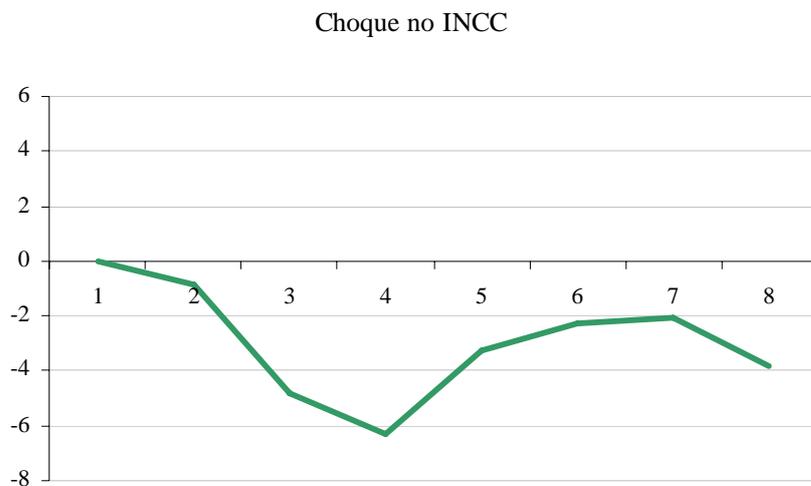


Gráfico 13: Choque no INCC

Fonte: Elaborado pelo autor

### Modelo 2:

Nesse modelo, o número de defasagens foi reduzido para 4. Com essa alteração, o R quadrado ajustado teve seu valor levemente reduzido para 0,78.

O choque na própria variável de consumo de vergalhão causa os mesmos efeitos já vistos no modelo anterior. O choque na variável INCC apresentou resultados praticamente idênticos ao modelo 1. O ganho desse modelo foi a variável investimento ter se tornado significativa e com resultados coerentes com a teoria econômica. Um choque em investimentos causa um crescente aumento no consumo de vergalhão ao longo de um ano e meio.

O valor de *Durbin-Watson* (2,1) mostra ausência de correlação serial nos resíduos.

Choque no Consumo de Vergalhão

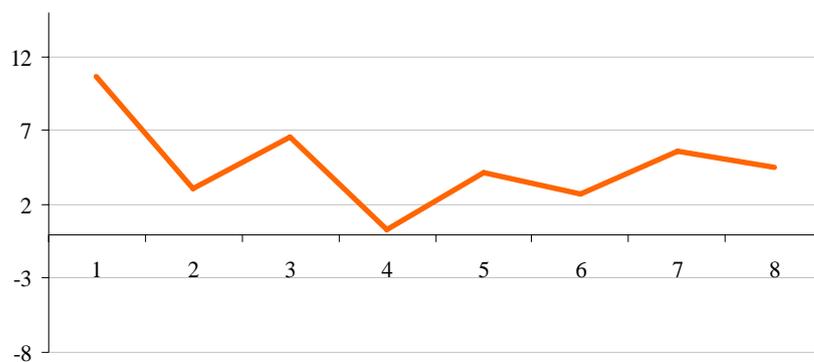


Gráfico 14: Choque no Consumo de Vergalhão

Fonte: Elaborado pelo autor

Choque no INCC

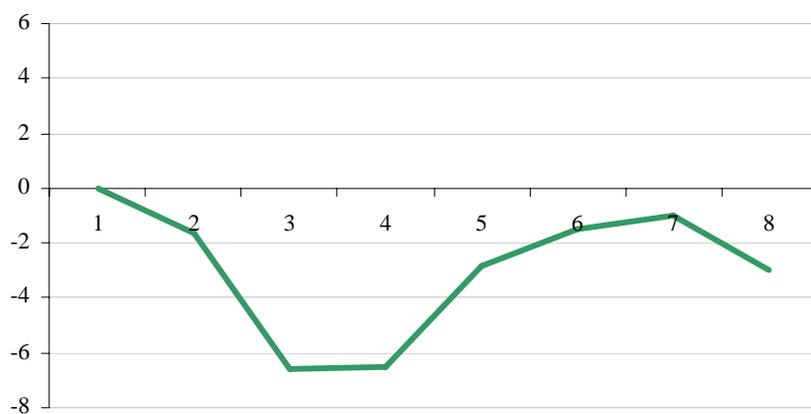


Gráfico 15: Choque no INCC

Fonte: Elaborado pelo autor



Gráfico 16: Choque no Investimento

Fonte: Elaborado pelo autor

### Modelo 3:

Nesse último modelo os *priors* foram alterados de forma a deixar o modelo variar menos, isto é, ficar mais preso aos princípios inseridos de média zero e um. Ao invés do *overall tightness* ser estipulado em 1,5, nesse modelo foi usado o valor de 1,0, fazendo com que o coeficiente da variável  $i$  defasada em uma unidade na equação  $i$ , varie de 0 a  $2^{21}$  (lembrando que sua média continua sendo 1). O valor do fator escalar foi modificado de 2,0 para 1,0, demonstrando que nesse modelo os coeficientes das variáveis defasadas  $i$ , nas equações  $j$  irão variar relativamente a variação do coeficiente da variável  $j$  defasada em uma unidade na equação  $j$ . Nesse modelo, a variância de todos os coeficientes será a mesma, uma vez o hiperparâmetro (*overall tightness*) também foi estipulado em valor igual a 1,0.

Com essa alteração alguns coeficientes que antes eram significativos deixaram de ser, uma vez que o modelo forçou mais intensamente os coeficientes a ficarem mais perto de suas médias, que são zero e um.

<sup>21</sup> O *Rats* calcula o verdadeiro valor do parâmetro, através da metodologia do filtro de *Kalman*, o qual inicia a estimação do coeficiente com essa variância e com um determinado número de observações, e ao longo das estimações vai incorporando uma observação a mais e corrigindo a estimativa, até encontrar a melhor estimativa do parâmetro. Maiores detalhes dessa metodologia, no capítulo 3 e Hamilton (1994).

As funções impulso resposta do modelo demonstram que não houve perda no sentido dos efeitos dos choques permanecerem de acordo com a teoria econômica e a experiência empírica. O resultado do choque no consumo de vergalhão é semelhante aos outros modelos, mostrando que o choque traz efeitos positivos ao consumo, embora não se mantenha no mesmo patamar. O choque no INCC, como era esperado, continua trazendo um efeito negativo, demonstrando um impacto de queda em obras da construção civil, dados um aumento no nível geral de preços. Os investimentos, assim como no modelo anterior, demonstram ter um efeito positivo sobre o consumo de vergalhão.

O modelo apresentou uma piora no R quadrado ajustado (ficando em 0,69 contra 0,78 do modelo anterior), provavelmente pelo fato de um número reduzido de variáveis estarem explicando o consumo de vergalhão, dado que algumas variáveis se mantiveram no seu valor média de zero.

O valor de *Durbin-Watson* (2,4) mostra ausência de correlação serial nos resíduos.

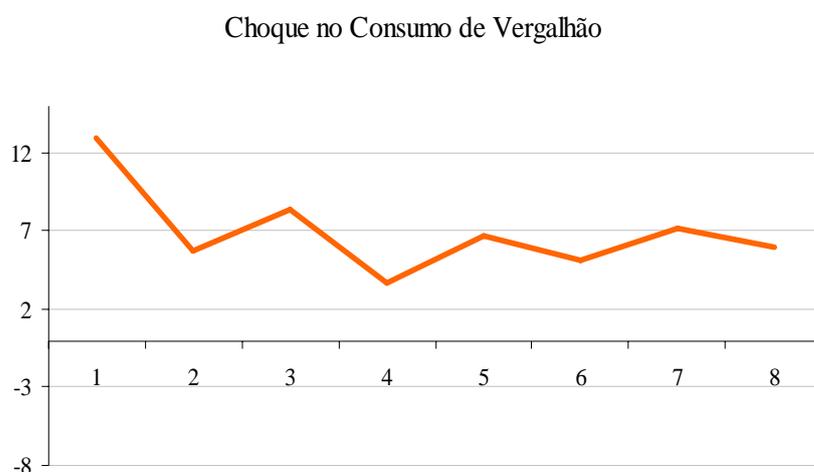


Gráfico 17: Choque no Consumo de Vergalhão

Fonte: Elaborado pelo autor

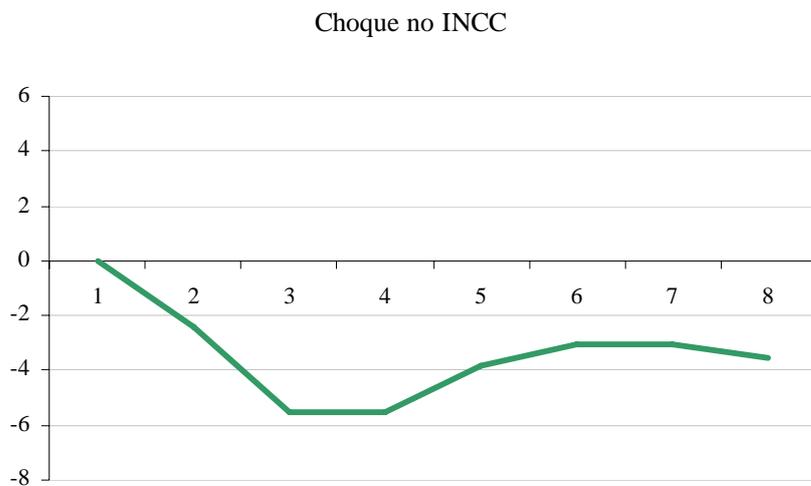


Gráfico 18: Choque no INCC

Fonte: Elaborado pelo autor

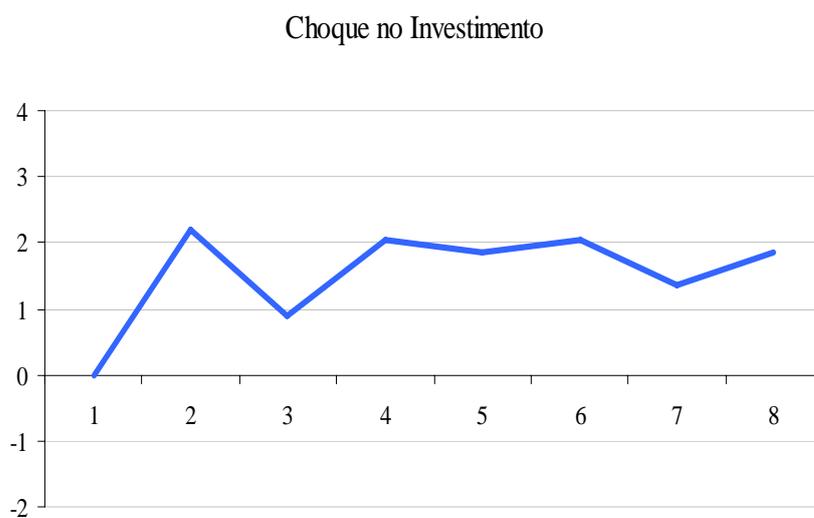


Gráfico 19: Choque no Investimento

Fonte: Elaborado pelo autor

#### 4.4 Variáveis Instrumentais - Mínimos Quadrados em 2 estágios<sup>22</sup>

Como explicitado no capítulo 3, existem três razões para a utilização de variáveis instrumentais. Usualmente utiliza-se essa metodologia em estimações de demanda pela razão de simultaneidade gerada pelas variáveis preço e quantidade. O preço é determinado pela quantidade e a quantidade é determinada pelo preço, gerando uma endogeneidade do preço, sendo este correlacionado com o erro da equação de estimação da quantidade demandada.

De acordo com as estimações de vetores auto regressivos, percebeu-se a exogeneidade da variável preços, tirando a necessidade do uso de variáveis instrumentais pelo motivo de simultaneidade. Como o mercado de vergalhão é oligopolizado, é razoável imaginar uma exogeneidade dos preços, dado que estes são mais influenciados pelos preços de insumos e pelos movimentos do preço internacional, do que pelas quantidades demandas domesticamente.

Assim, diferentemente do caso usual, a metodologia de variáveis instrumentais foi aqui utilizada por dois outros possíveis motivos. A variável escolhida para ser instrumentalizada não foi os preços, e sim o PIB<sup>23</sup>. A escolha do PIB se deu por dois motivos, onde um deles é o fato da simultaneidade entre o PIB e consumo de vergalhão. Foi rodada uma regressão simples OLS do PIB contra o consumo de vergalhão, onde percebeu-se que este último influencia consideravelmente a variável PIB. Isso se dá, provavelmente, pelo aspecto da construção civil ser um setor bastante correlacionado com o desempenho econômico do país, que causa uma relação bilateral entre as duas variáveis. Um segundo motivo é a possível omissão de variáveis do modelo. A explicação de baseia na crença de que não apenas as variáveis inseridas no modelo podem explicar o consumo de vergalhão. Nesse caso, o mais provável é que as variáveis ausentes estejam correlacionadas com o PIB do que com outras variáveis, dado que devem possuir características macroeconômicas, como juros, por exemplo.

---

<sup>22</sup> Serão mostrados somente os resultados com dados trimestrais, uma vez que os com dados mensais não se mostraram tão adequados quando os de dados trimestrais.

<sup>23</sup> Foram realizadas tentativas de instrumentalizar a variável preços, entretanto, bons instrumentos não foram encontrados e os resultados da estimação do consumo não foram favoráveis, incluindo um  $r$  quadrado baixo, e algumas variáveis explicativas não significativas.

Assim, foi escolhido o melhor modelo com dados trimestrais para discutir-se a metodologia de variáveis instrumentais.

O primeiro passo na estimação foi a escolha das variáveis a serem utilizadas como instrumentos. Paralelamente a essa escolha, é necessário analisar a qualidade desses instrumentos. Para isso, foi rodado um modelo da variável a ser instrumentalizada – o PIB - e os instrumentos (produção industrial, base monetária, base monetária defasada em duas unidades, investimentos defasado em uma unidade). Para os instrumentos serem de boa qualidade é necessário que sejam fortemente correlacionadas com o PIB, já que caso contrário, uma pequena associação entre os instrumentos e o PIB pode gerar estimadores inconsistentes. Assim, o teste F foi aplicado no primeiro estágio da regressão pra verificar se, conjuntamente, os coeficientes associados aos instrumentos excluídos da equação de consumo de vergalhão são estatisticamente diferentes de zero, ou seja, se são relevantes para explicar o PIB. Analisando os resultados, o *p-value* do teste F apresentou-se igual a zero, demonstrado que os instrumentos são de boa qualidade e satisfazem a primeira condição de qualidade, o que é corroborado pelo de todos os coeficientes serem, individualmente, estatisticamente diferentes de zero pela estatística t (a 5%).

. regress dpib dpi dm0 dm0_lag2 dinv3_lag1						
Source	SS	df	MS	Number of obs = 36		
Model	580.109663	4	145.027416	F( 4, 31) = 70.75		
Residual	63.5476995	31	2.04992579	Prob > F = 0.0000		
-----+-----				R-squared = 0.9013		
Total	643.657363	35	18.3902104	Adj R-squared = 0.8885		
-----+-----				Root MSE = 1.4318		
dpib	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
-----+-----						
dpi	.4930079	.0400536	12.31	0.000	.4113181	.5746977
dm0	-.0582359	.0269976	-2.16	0.039	-.1132978	-.0031739
dm0_lag2	.0694497	.0248624	2.79	0.009	.0187425	.1201569
dinv3_lag1	-.0707645	.0236291	-2.99	0.005	-.1189564	-.0225726
_cons	.1960454	.2514656	0.78	0.442	-.3168221	.708913

Figura 2: Resultados

Fonte: Saída Stata

O próximo passo foi verificar se estes instrumentos apresentam correlação com a variável consumo de vergalhão. Isso foi realizado e a regressão demonstrou que todos os coeficientes da regressão não podem ser considerados estatisticamente diferentes de zero a 5%. Além disso, pelo teste conjunto F não foi possível rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes das variáveis explicativas são conjuntamente iguais a zero. Constatou-se, assim, que as variáveis utilizadas são bons instrumentos para variável PIB.

```
. regress dconsverg dpi dm0 dm0_lag2 dinv3_lag1
```

Source	SS	df	MS	Number of obs = 36		
Model	3352.27509	4	838.068771	F( 4, 31) = 1.71		
Residual	15164.4751	31	489.176616	Prob > F = 0.1722		
Total	18516.7502	35	529.050006	R-squared = 0.1810		
				Adj R-squared = 0.0754		
				Root MSE = 22.117		
dconsverg	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
dpi	.557793	.6187355	0.90	0.374	-.7041263	1.819712
dm0	-.2108489	.4170506	-0.51	0.617	-1.061429	.6397314
dm0_lag2	.3855165	.384067	1.00	0.323	-.3977933	1.168826
dinv3_lag1	.2118005	.3650158	0.58	0.566	-.5326542	.9562552
_cons	-.8314489	3.884565	-0.21	0.832	-8.754072	7.091174

Figura 3: Resultados

Fonte: Saída Stata

Ainda para avaliar a qualidade dos instrumentos foi realizado o teste *Bassman*. Para isso, rodou-se uma regressão dos resíduos da regressão por variáveis instrumentais, contra todas as variáveis explicativas do modelo, incluindo os instrumentos. O teste *Bassman* (número de observações x R-quadrado da regressão) demonstrou mais uma vez que os instrumentos não deveriam ser inseridos diretamente na equação do consumo como variáveis explicativas, uma vez que não conseguiu-se rejeitar a hipótese nula do teste, concluindo que estes instrumentos podem ser considerados de boa qualidade.

Finalmente, o modelo foi rodado, com o PIB sendo instrumentalizado com as variáveis acima e o preço sendo inserido diretamente no modelo como variável explicativa. Os coeficientes da variável preço e PIB são estatisticamente diferentes de zero pela estatística

t, e conjuntamente diferente de zero pelo *p-value* e teste F ( a 5%). Além disso, os sinais dos coeficientes estão de acordo com a teoria econômica, com sinal negativo para os preços e positivo para o PIB. O R quadrado da equação apresentou valor igual a 0,36, bastante abaixo do que foi encontrado nos melhores modelos de VAR e BVAR com dados trimestrais<sup>24</sup>.

Instrumental variables (2SLS) regression						
Source	SS	df	MS			
Model	7372.68179	2	3686.34089	Number of obs =	36	
Residual	11144.0684	33	337.699043	F( 2, 33) =	9.87	
Total	18516.7502	35	529.050006	Prob > F =	0.0004	
				R-squared =	0.3982	
				Adj R-squared =	0.3617	
				Root MSE =	18.377	
dconsverg	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
dpib	2.26727	.7618727	2.98	0.005	.7172281	3.817312
dprice	-1.860353	.5609304	-3.32	0.002	-3.001575	-.7191318
_cons	1.270194	3.179273	0.40	0.692	-5.198086	7.738474
Instrumented: dpib						
Instruments: dprice dpi dm0 dm0lag2 dinv3lag1						

Figura 4: Resultados

Fonte: Saída Stata

Comparando-se as três metodologias aqui expostas, nos exercícios com dados trimestrais, é nítida a melhora dos resultados com a inserção dos *priors* bayesianos no modelo. O modelo BVAR estimado mensalmente é superior aos três modelos VAR mensais apresentados. Isso se dá pela vantagem da metodologia bayesiana de não necessariamente excluir variáveis defasadas inicialmente, isto é, a inserção de *priors* faz com que durante a estimação, a metodologia selecione qual será a melhor especificação. Assim, esse modelo BVAR com dados mensais é o melhor modelo obtido dentro das estimativas com dados mensais, pois conseguiu aumentar o R quadrado da estimação, sem perder significância nas variáveis e mantendo a coerência econômica nos resultados das funções impulso resposta.

<sup>24</sup> Os modelos foram rodados no *Stata 7.0*.

Já nos modelos trimestrais, houve também melhora significativa com a inserção da metodologia bayesiana, todavia, a metodologia de vetores autoregressivos irrestrita já havia atingido resultados bastante positivos no VAR modelo 2, com um R quadrado bastante elevado, significância em variáveis importantes e funções impulso resposta coerentes com a teoria econômica. Entretanto, nesse caso, assim como em todos os outros VAR com dados trimestrais, há o problema de um número reduzido de observações. Nas estimações com variáveis instrumentais, os resultados, apesar de coerentes com a teoria econômica, não trouxeram R quadrados tão elevados, como os outros modelos trimestrais. Foram feitas diversas alterações nesses modelos, a fim de obter um resultado melhor, mas o mais adequado é o aqui apresentado. A novidade nessa estimação foi a variável a ser instrumentalizada, não sendo a usual variável de preço, e sim, o PIB, o que acabou por trazer resultados melhores. O modelo 2 estimado com princípios bayesianos apresentou os melhores resultados dentro da metodologia bayesiana, uma vez que o R quadrado se manteve em patamares bem elevados (0,78) e as funções impulso resposta responderam adequadamente ao esperado empiricamente. Nesse modelo, o problema do reduzido número de observações é de certa forma amenizado, pelo fato do número de parâmetros a ser estimado ser menor devido a inserção de *priors*.

Dessa forma, pode-se afirmar que o melhor modelo aqui encontrado é o modelo 2 na metodologia bayesiana com dados trimestrais, pois combina a significância das variáveis, com um R quadrado elevado e com o problema de número de observações amenizado. O VAR com princípios bayesianos se mostra uma boa metodologia para estimações de demanda, adequando uma certa flexibilidade do modelador, sem perder a essência do conteúdo presente nos dados.

## 5 CONCLUSÃO

A indústria siderúrgica é importante alvo de atenção devido a sua grande representatividade no desenvolvimento econômico de um país. No caso brasileiro, esse setor teve uma história de investimentos estratégicos para promover o seu crescimento no país, seguido de uma defasagem tecnológica e como consequência, um abrangente processo de privatização. Muitos estudos tratam justamente desse interessante histórico da siderurgia no país, sem, entretanto entrar a fundo na quantificação dos impactos de variáveis macroeconômicas no crescimento e desenvolvimento do setor. A contribuição desse trabalho está inserida nesse ponto, pois são criados diversos modelos para entender como funciona a demanda por um produto siderúrgico essencial em outra indústria de grande valor, a da construção civil.

Dentro dos melhores modelos estimados podemos perceber resultados coerentes com a experiência empírica e com importante material para análise, como exemplos: durante os primeiros nove meses após um choque de 1% no índice geral de preços, esse choque pode vir acompanhado de uma queda de até 6% no consumo de vergalhão; da mesma forma, um choque nos investimentos leva até um ano e meio para incorporar os seus efeitos na construção civil, através do aumento do consumo de vergalhão.

As diversas metodologias disponíveis para estimação de demanda e criação de modelos de consumo para entender a dinâmica de determinado mercado fazem com que, haja necessidade de uma comparação entre os seus aspectos positivos e negativos. A tentativa de utilizar três diferentes metodologias para uma posterior comparação revelou pontos interessantes, como a significativa melhora dos modelos mensais com a inserção dos *priors* bayesianos. Da mesma forma, a não tão grande melhora - uma vez que os modelos já estavam bastante adequados - da inserção dos *priors* nos modelos trimestrais. O modelo de vetores autoregressivos bayesianos tem a hipótese de que os dados disponíveis não contêm informações em todas as suas dimensões, e assim, o conhecimento do pesquisador inserido no modelo através dos *priors* agrega valor e explicabilidade ao modelo. Por outro lado, a metodologia também garante que o pesquisador não faça escolhas erradas ao criar o modelo, pois os dados terão que confirmar os *priors* inseridos, uma vez que, caso estes não sejam fortes o suficiente, eles não são considerados. A vantagem percebida aqui com relação à metodologia VAR foi justamente a não necessidade de excluir lags de variáveis

importantes no início da estimação nos modelos BVAR, pois essa seleção era feita durante a estimação com base nos *priors* e nos dados. Considerando esses aspectos das duas metodologias, assumiu-se que os melhores modelos para estimação do mercado de vergalhões são os de vetores autoregressivos bayesianos (principalmente para os dados mensais).

Nos modelos mensais, os resultados do modelo BVAR mostram que um choque na própria variável do consumo não consegue sustentar o valor integral deste, embora parte do choque permaneça e gere um consumo mais elevado que o anterior a variação. O choque no PIB apresentou resultado de acordo com a teoria econômica, assim como o choque nos preços. Observou-se que os resultados no modelo BVAR com dados mensais são bastante semelhantes aos obtidos no VAR irrestrito, demonstrando que o BVAR alcança uma melhora no R quadrado do modelo, sem, em geral, perder significância e a coerência econômica dos coeficientes.

Já nos modelos com dados trimestrais, o melhor modelo de vetores autoregressivos irrestrito trouxe resultados coerentes e esperados pela experiência empírica. O choque nos investimentos apresentou impactos positivos na variável consumo de vergalhão, o que é bastante razoável, pois um aumento nos investimentos totais de um país engloba mais gastos em infra-estrutura e habitação. O resultado mais adequado da variável investimento sobre o consumo nesse modelo foi uma das causas da grande melhora do R quadrado, que apresentou valor de 0,82 (o maior de todos os modelos). O INCC também apresentou resultados bastante coerentes com a teoria econômica a partir do segundo período após o choque. O impacto positivo no consumo, no primeiro período após o choque nos preços, pode ser explicado pelo fato de os consumidores desse produto não terem gerado expectativas desse aumento geral de preços da construção, fazendo com que tenha uma defasagem entre o choque nos preços dos bens complementares e a queda no consumo do vergalhão, dado plano de investimentos de consumo do produto. Já a redução dessa queda a partir do quarto período pode representar a incorporação desse aumento de preços, mostrando que depois de um ano do aumento de preços, o seu efeito negativo começa a se reduzir, fazendo com que os indivíduos voltem a consumir o produto e incorporem esse efeito de preço também em seus custos e seus preços. O PIB nesse modelo foi inserido como variável exógena, o coeficiente se mostrou significativo e com o sinal esperado,

sendo da magnitude de 2,37. O preço do vergalhão também foi inserido como variável exógena, se mostrou significativo e teve o sinal de acordo com a teoria econômica, sendo o valor do coeficiente igual a -1,46. Nos modelos irrestritos, a melhor especificação trouxe resultados bastante semelhantes aos demais modelos trimestrais. O choque no consumo de vergalhão não se sustentou no mesmo patamar do choque inicial, embora não tenha perdido o seu efeito positivo, mesmo depois de 2 anos. Os efeitos de um choque positivo na variável INCC são negativos, como esperado e já visto em outros modelos. Há uma recuperação depois de um ano, mas não uma recuperação como nos patamares anteriores ao choque. A grande vantagem desse modelo é o R quadrado bastante elevado, de 0,80, o maior encontrado com essa metodologia – e semelhante ao modelo irrestrito trimestral. A desvantagem desse modelo frente ao irrestrito é o fato de o modelo não ter incorporado bem os efeitos dos investimentos, uma vez que os coeficientes das variáveis defasadas não se mostraram significativos.

Uma limitação dos modelos foi o reduzido número de observações no caso trimestral. Os modelos poderiam estar mais coerentes e com uma credibilidade maior se houvesse uma disponibilidade de séries mais longas.

Outras contribuições interessantes para a área seria a criação de modelos para aços planos e posteriores explicações das possíveis diferenças entre impactos de variáveis macroeconômicas na indústria de longos e na de planos. Os mesmos modelos desenvolvidos nesse trabalho também poderiam ser facilmente aplicados para outros produtos longos, como fio máquina, por exemplo, além de ser um modelo de metodologias para outros produtos (que não siderúrgicos) com características semelhantes, como produtos derivados de indústrias oligopolizadas. Ainda a inserção de um modelo de demanda desse tipo da indústria siderúrgica poderia ser de grande utilidade em uma matriz insumo produto, considerando que a siderurgia é um setor chave no país.

## REFERÊNCIAS

ANDRADE, M. L. A. **Setor Siderúrgico no Brasil e no Mundo**. Rio de Janeiro: Gerência Setorial de Mineração e Metalurgia, BNDES, 1997.

ANDRADE, M. L. A. **Impactos da Privatização no Setor Siderúrgico**. Rio de Janeiro: Gerência Setorial de Mineração e Metalurgia, BNDES, 2001.

ANDRADE, M. L. A.; CUNHA, L. M. S. **BNDES 50 Anos: Histórias Setoriais: O Setor Siderúrgico**. Rio de Janeiro: Gerência Setorial de Mineração e Metalurgia, BNDES, 2002 a.

ANDRADE, M. L. A.; CUNHA, L. M. S.; GANDRA, G. T. **Reestruturação na Siderurgia Brasileira**. Rio de Janeiro: Gerência Setorial de Mineração e Metalurgia, BNDES, 2002 b.

CARVALHO, A.; PARENTE, M. A. **Estimação de Equações de Demanda de Importações por Categorias de Uso para o Brasil (1978/1996)**. Texto para Discussão: IPEA, Rio de Janeiro, N. 636, Diretoria de Estudos Setoriais, 1999.

CROMPTON, P. **Forecasting Steel Demand In South-East Asia**. Perth: Department of Economics, University of Western Australia, 1999.

CROMPTON, P. **Future Trends in Japanese Steel Consumption**. Perth: University of Western Australia, Department of Economics, 2000.

CROMPTON, P.; WU, Y. **Bayesian Vector Autoregression Forecasts of Chinese Steel Consumption**. Journal of Chinese Economics and Business Studies, V. 00, N. 0, p. 205–219, 2003.

CYSNE, R.P. et al. **Demanda por Cerveja no Brasil: um Estudo Econométrico**. Pesquisa e Planejamento Econômico, Rio de Janeiro, v. 31 n.1, 2001.

CRONE, T. M.; MCLAUGHLIN, M. P. **A Bayesian VAR Forecasting Model for the Philadelphia Metropolitan Área.** Working Paper, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Filadélfia, n. 99-7, 1997.

DAVIDSON, R.; MACKINNON, J. G. **Econometric Theory and Methods.** Copyright, 1999.

DOAN, T. A. **RATS User's Manual.** Version 4. Illinois, Estima, 1992.

DE PAULA, G. M. **Estudos da Competitividade de Cadeias Integradas no Brasil: impactos das zonas de livre comércio: Cadeia Siderurgia.** Campinas: Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Economia, 2002.

DE PAULA, G. M. **Siderurgia Brasileira em 2002: Turbulências Internacionais, Dilemas Nacionais.** Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia, Instituto de Economia, 2003 a.

DE PAULA, G. M. **Estratégias de Internacionalização na Siderurgia Latino-Americana.** Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia, Instituto de Economia, 2003 b.

ENDERS, W. **Applied econometric time series.** Iowa: John Wiley & Sons, INC, 1995.

FÉLIX, R. M.; NUNES, L.C., **Forecasting Euro Area Aggregates with Bayesian VAR and VECM models.** Lisboa: Banco de Portugal, Economic Research Department, 2003.

HAMILTON, J. D. **Time Series Analysis,** 1994.

HENDRY, D.F. **Dynamic Econometrics.** Oxford: Oxford University Press, 1995.

INSTITUTO BRASILEIRO DE SIDERURGIA. **Relatórios de Atividades sobre o Setor Siderúrgico no Brasil,** diversos.

INSITUTO LATINO AMERICANA DE FERRO E AÇO. **Relatórios de Atividades sobre o Setor Siderúrgico na América Latina**, diversos.

INTERNATIONAL IRON AND STEEL INSTITUTE, **Steel Statistical Yearbook 2005**, Bruxellas: Committee on Economic Studies, 2005.

INTERNATIONAL IRON AND STEEL INSTITUTE, **World Steel in Figures 2006**, Bruxellas: Committee on Economic Studies, 2006.

KLEIBERGEN, F.; ZIVOT, E. **Bayesian and Classical Approaches to Instrumental Variable Regression**. Rotterdam: Econometric Institute, Erasmus University Rotterdam, 1998.

LITTERMAN, R. B. **A Bayesian Procedure for Forecasting with Vector Autoregressions**. Working Paper, MIT / Department of Economics, 1980.

LITTERMAN, R. B. **Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience**. Working Paper, Federal Reserve Bank of Minneapolis, Minneapolis, MN, n. 274, 1985.

LOPES, H. F.; EHLERSs, R.S. **Bayesian Forecasting (the levels) of Vector Autoregressive Log-Transformed time Series**. Rio de Janeiro: Departamento de Métodos Estatísticos, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1997.

MAGURA, M. **IO and spatial information as Bayesian priors in na employment forecasting model**. Toledo, OH: Department of Economics, University of Toledo, 1997.

MARSHALL, A. **Principles of Economics**. Nova Iorque: Macmillan, 1920.

PARK, H. S. **Forecasting Demand for Wire Rods Using BVAR Model**. Working Paper: Posco Research Institute, n. 1996 - 4, 1996.

RAMOS, F. F. R. **Forecasting Market Shares Using VAR and BVAR Models: A Comparison of their Forecasting Performance**. Porto: Faculty of Economics, University of Porto.

REISS, P.C.; WHITE, M.W. **Demanding and Pricing in Electricity Markets: Evidence from San Diego during California's energy crisis**. NBER Working Paper, n. 9986, 2003.

SCHMIDT, C. A. J.; LIMA, M. A. M., **A Demanda por Energia Elétrica no Brasil**. RBE, Rio de Janeiro, 2003.

TODD, R.M., **Improving economic forecasting with Bayesian vector Autoregressions**, Federal Reserve Bank of Minneapolis, Quarterly Review, Minneapolis, MN, 1990.

ZEIDAN, R. M. **Robustez dos Modelos da New Empirical Industrial Organization (NEIO) com Aplicação ao Mercado Brasileiro de Cimento**. Rio de Janeiro: Universidade Federal Do Rio de Janeiro, Instituto de Economia, 2005.

WERNER, Baer. **Siderurgia e Desenvolvimento Brasileiro**. Rio de Janeiro: Zahar, 1970.

WOOLDRIDGE, J. M., **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**, 2000.