

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

ANA CLARA REIS SOUZA

**MODELO DE PREVISÃO DO ÍNDICE DE METALURGIA PARA OS PRÓXIMOS
DOIS ANOS NO BRASIL**

JUIZ DE FORA - MG

2022

ANA CLARA REIS SOUZA

**MODELO DE PREVISÃO DO ÍNDICE DE METALURGIA PARA OS PRÓXIMOS
DOIS ANOS NO BRASIL**

Monografia apresentada no curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito à aprovação da Monografia II.

Prof^o.: Alexandre Zanini

JUIZ DE FORA - MG
2022

Reis Souza, Ana Clara.

MODELO DE PREVISÃO DO ÍNDICE DE METALURGIA
PARA OS PRÓXIMOS DOIS ANOS NO BRASIL / Ana Clara
Reis Souza. -- 2022.

42 p.

Orientador: Alexandre Zanini

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de
Economia, 2022.

1. Mercado Siderúrgico. 2. Aço. 3. Metalurgia. 4.
Método de Regressão Dinâmica . I. Zanini, Alexandre,
orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

Na data de 03/02/2022, a Banca Examinadora, composta pelos professores

1 – Alexandre Zanini - orientador; e

2 – Rafael Moraes de Souza,

reuniu-se para avaliar a monografia da acadêmica ANA CLARA REIS SOUZA, intitulada: MODELO DE PREVISÃO DO ÍNDICE DE METALURGIA PARA OS PRÓXIMOS DOIS ANOS NO BRASIL.

Após primeira avaliação, resolveu a Banca sugerir alterações ao texto apresentado, conforme relatório sintetizado pelo orientador. A Banca, delegando ao orientador a observância das alterações propostas, resolveu APROVAR (APROVAR / NÃO APROVAR) a referida monografia.

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Zanini, Professor(a)**, em 03/02/2022, às 17:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rafael Moraes de Souza, Professor(a)**, em 03/02/2022, às 18:00, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **0668173** e o código CRC **3DDAC3CC**.

RESUMO

A Indústria Siderúrgica é um dos principais setores que promovem o desenvolvimento econômico de um país. O aço é um dos insumos mais utilizados na economia, desde setores como o setor de construção e automobilístico, como também a empresas que produzem bens de consumo. Este trabalho trata da projeção de preços do setor siderúrgico, utilizando o Método de Regressão Dinâmica (MRD) para estimar a equação de previsão. Foi possível calcular a elasticidade do índice de metalurgia com o aço carbono e o minério de ferro. Os resultados encontrados podem ser utilizados para a tomada de decisão e auxiliar empresas que possuem esse insumo.

Palavras-chave: Siderurgia; Aço; Metalurgia; Regressão Dinâmica; Projeção de preços.

ABSTRACT

The Steel Industry is one of the main sectors that promotes the economic development of a country. Steel is one of the most used inputs in the economy, from sectors such as the construction and automobile sector, as well as companies that produce consumption goods. The following paper evaluates price projections in the steel sector, using the Dynamic Regression Method (DRM) to estimate the prediction equation. It was possible to calculate the elasticity of the metallurgy index with carbon steel and iron ore. The results found can be used for decision making and help companies that work with this input.

Keywords: Steel Industry; Steel; Metallurgy; Dynamic Regression; Price Projection.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IAB – Instituto Aço Brasil

ABM – Associação Brasileira de Metalurgia, Materiais e Mineração

PND – Programa Nacional de Desestatização

CADE – Conselho Administrativo de Defesa Econômica

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IPP – Índices de Preços ao Produtor

SIDRA – Sistema IBGE de Recuperação Automática

ABIFA – Associação Brasileira de Fundição

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Produção de aço bruto por empresa de 2015 a 2019 no Brasil (10^3 t)	9
Tabela 2: Produção de Produtos Planos para Venda a Terceiros no Brasil (10^3 t)	11
Tabela 3: Variáveis que serão utilizadas para estimar a equação de previsão	26
Tabela 4: Poder de Explicação e Testes de Fidedignidade Estatística	29
Tabela 5: Previsão de 25 meses para o índice metalurgia – Intervalo de Confiança de 95%	32

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Construção de um modelo de regressão dinâmica	20
Figura 2: Gráfico dos dados históricos das variáveis	27
Figura 3: Função de Autocorrelação dos Erros	29
Figura 4: Valores reais e valores ajustado do índice de metalurgia	30
Figura 5: Previsão para os próximos 25 meses do índice de metalurgia	33

Sumário

1. INTRODUÇÃO.....	5
2. O MERCADO SIDERÚRGICO	8
2.1. A PRODUÇÃO DO AÇO	10
3. REGRESSÃO DINÂMICA.....	13
3.2. CONCEITUAÇÃO.....	13
3.3. ESTRUTURAS DOS MODELOS DE REGRESSÃO	15
3.3.1. MODELOS DE REGRESSÃO COCHRANE-ORCUTT GENERALIZADOS	16
3.4. CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO DINÂMICA	18
3.5. TESTES USADOS NOS MODELOS DE REGRESSÃO DINÂMICA.....	20
3.5.1. TESTES DE VERIFICAÇÃO DA “DINÂMICA” DO MODELO	21
3.5.2. TESTES PARA A ESPECIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS CAUSAIS	22
3.5.3. TESTES BASEADOS NA AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS	23
4. BASE DE DADOS E ANÁLISE DE RESULTADOS	25
4.1. A BASE DE DADOS.....	25
4.2. ESTIMANDO A EQUAÇÃO DE PREVISÃO.....	27
4.3. RESULTADOS DA PROJEÇÃO.....	30
5. CONCLUSÃO	34
6. REFERÊNCIAS	36

1. INTRODUÇÃO

Tem-se conhecimento de que produtos em ferro eram feitos desde 1200 a.C., promovendo grandes mudanças na sociedade, desde a agricultura à criação de armas melhores. Ao decorrer dos anos, as técnicas para a produção do ferro foram se aperfeiçoando e tornando-o mais duro e resistente à corrosão, além do desenvolvimento do ferro em estado líquido. Segundo o site IAB (Instituto de Aço Brasil), em meados de 1856 houve a descoberta do aço, revolucionando mais uma vez o mercado de ferro, uma vez que esse produto é bem mais resistente que o ferro fundido. (IAB, 201-?)

Dessa forma, o aço se tornou um dos principais produtos utilizados pelo mundo, fornecendo insumos para infraestrutura, suprimindo indústrias de construção, de bens de capital e de bens de consumo, principalmente a automobilística (Andrade, et al. 2001).

O setor siderúrgico pode ser considerado muito relevante, uma vez que se caracteriza como um segmento com alto grau de significância para consolidação da infraestrutura nacional (Silva 2002). Segundo Scherrer (2006, p. 9), “a indústria siderúrgica, sem dúvidas, é um setor que em algum período da história de um país, desempenhou ou desempenhará um papel fundamental no seu desenvolvimento econômico”.

Não somente, pode-se dizer que o aço é um dos principais produtos utilizados na economia atualmente, desde pequenas coisas dentro de uma casa como uma panela, a outros grandes setores que movimentam a economia como o de construção civil e o automobilístico.

Só em 2019, foi produzido no mundo cerca de 1869 milhões de toneladas de aço, de acordo com o levantamento da *World Steel Association* (ABM 2020). A China lidera grande parte dessa produção desde os anos 2000, quando aumentou substancialmente sua capacidade produtiva em relação aos outros países, que não conseguiram acompanhar (Gomes, Aidar e Videira 2006).

O Brasil é um dos países com maiores jazidas de minério de ferro no mundo, e tem hoje um dos maiores parques industriais de aço da América do Sul, ocupando o sexto lugar como exportador líquido de aço e o nono produtor de aço no mundo (IAB, 2020),

tendo produzido cerca de 32,2 milhões de toneladas em 2019 e faturado cerca de 97 bilhões de reais (ABM 2020).

Por se tratar de uma *commodity*, a determinação do preço do aço está sujeita a variações do mercado externo, principalmente do minério de ferro. Entretanto, podem ocorrer falhas no processo de concorrência perfeita se houver proteção governamental ou a existência de cartéis, como já foi provado para o caso do ferro no Brasil (CHICRALLA 2006).

Ao analisar-se as séries de índices de preços de aço é possível perceber uma grande volatilidade, o que dificulta a definição de um modelo econométrico preciso que permita a previsão de preços do aço superiores a 1 ano, como Chicralla (2006) observou no seu estudo.

Desse modo, este estudo buscará determinar o melhor modelo de previsão para o índice de metalurgia e realizar a projeção para um período de dois anos, como forma de auxiliar na tomada de decisão de gestores de empresas que tem esse insumo como um dos principais itens em sua carteira.

Apesar de haver alguns estudos voltados a projeção do setor siderúrgico, muitos deles são voltados a estimar a produção ou a demanda do consumo de aço, como pode-se observar em Pinheiro (2010). Poucos são voltados a determinação do preço, como Chicralla (2006) tenta determinar em seu estudo sobre o preço do aço em contrato a preço firme do mercado de engenharia industrial no Brasil.

Outro ponto que mostra a relevância deste projeto, é que muitas das pesquisas que existem no mercado atualmente são voltadas ao mercado de construção civil, que é um dos grandes impulsionadores da economia. Entretanto, os resultados que podem ser obtidos com esse estudo podem ser relevantes para as organizações participantes do mercado que utilizam o aço como insumo em suas atividades, principalmente no processo de planejamento, para permitir que os recursos sejam alocados de forma a reduzir gastos desnecessários e potencializar os investimentos (PINHEIRO 2010).

Feitas estas considerações, atenta-se que este trabalho é estruturado em cinco seções. Além desta Introdução, no capítulo 2 será apresentado um pouco mais sobre como funciona o mercado siderúrgico e como é produzido o aço, que será utilizado como forma de ajudar a definir as variáveis que serão utilizadas como variáveis

explicativas. No capítulo 3 apresenta-se a metodologia da Regressão Dinâmica. Posteriormente é apresentada a análise de dados com os resultados. Por fim, pode-se encontrar as conclusões.

2. O MERCADO SIDERÚRGICO

Por muitos anos, as grandes empresas do setor siderúrgico no Brasil eram estatizadas, o que trazia diversas distorções de sua eficiência e prejuízos para o governo, visto que as empresas não traziam lucros e nem pagavam os impostos. Havia apenas uma transferência de recursos do Estado para alguns grupos isolados como os funcionários, consumidores e alguns fornecedores, derivada de uma gestão ineficiente e sem lucratividade (Scherrer 2006).

A partir de 1991, as empresas de maior porte começaram a ser privatizadas com a ajuda do PND (Programa Nacional de Desestatização), levando a um novo marco de desenvolvimento, com a elevação da produtividade, o aumento da participação das empresas em investimentos no exterior, o desenvolvimento de processos e produtos de melhor qualidade para atendimento aos clientes, a modernização tecnológica, as estratégias comerciais mais agressivas, entre muitas outras evoluções que o processo de privatização pode proporcionar ao setor siderúrgico brasileiro. (Scherrer 2006)

Atualmente, segundo o relatório “A Siderurgia em números” divulgado pelo Instituto Aço Brasil em 2020, existem cerca de 12 empresas (ou grupos) no mercado de siderurgia, sendo que cerca de 80% da produção atual do país é dominada por apenas 5 empresas: ArcelorMittal, CSN, Gerdau, Ternium Brasil (antiga CSA) e a Usiminas, conforme mostrado na Tabela 1.

Essa concentração do mercado ocorre por ser um setor com elevadas barreiras de entrada e saída, em razão de exigir um grande volume de capital e necessidade de apropriação de economias de escala para entrar e de ter ativos especializados para sair. Essa própria formatação do setor já gera características propícias à obtenção de significativos ganhos de escala e uma forte concentração de mercado (Gomes, Aidar e Videira 2006).

O mercado siderúrgico mundial passa por vários processos de fusões e aquisições, sendo com maior intensidade na Europa Ocidental (De Paula 2002), buscando a concentração de mercado como forma de barganha, dado que a siderurgia se encontra no meio da cadeia produtiva metalmeccânica (Gomes, Aidar e Videira 2006).

Entretanto, no Brasil, há pouco espaço para essas consolidações, dado que o número de empresas atuantes em cada segmento do setor já é reduzido (**Scherrer 2006**).

Tabela 1: Produção de aço bruto¹ por empresa de 2015 a 2019 no Brasil (10³ t)

Empresa	2015	2016	2017	2018	2019
AÇO VERDE BRASIL	2	157	144	279	338
APERAM	709	754	716	709	688
ARCELORMITTAL AÇOS LONGOS	3.146	3.106	2.891	3.135	2.870
ARCELORMITTAL SUL FLUMINENSE ²	1.124	959	1.032	1.010	720
ARCELORMITTAL TUBARÃO	6.843	7.052	7.198	7.043	6.268
CSN	4.255	3.179	4.426	4.199	3.043
CSP	-	1.063	2.455	2.978	2.866
GERDAU	7.031	6.831	6.955	6.654	6.301
SIMEC	-	210	284	480	557
SINOBRAS	351	374	389	345	345
TERMINUM BRASIL ³	4.235	4.229	4.497	4.606	4.379
USIMINAS	5.007	3.143	3.012	3.086	3.264
VALLOUREC	260	278	671	769	705
VILARES METAIS	119	116	108	114	111
VSB	176	191	-	-	-
TOTAL	33.258	31.642	34.778	35.407	32.455

Fonte: Instituto Aço Brasil. **A Siderurgia em Números** (2020)

Essa concentração de mercado favorece a criação de cartéis no país. Segundo a definição do CADE (Conselho Administrativo de Defesa Econômica), o que caracteriza um cartel é a existência de acordo entre os concorrentes, seja para fixar preços, margens de lucros, de descontos ou qualquer conduta comercial. Além disso, os aumentos simultâneos de preços em determinada data também podem indicar a presença de cartéis (CADE 2019).

A existência desses possíveis cartéis na siderurgia brasileira pode dificultar a definição de um modelo econométrico que consiga prever preços de forma precisa. No estudo de Chicralla (2006), foi observado a existência de cointegração entre as séries de aço no Brasil, ou seja, há uma relação entre elas. No longo prazo, é mostrado que os dois índices de aço utilizados pelo autor se comportaram da mesma maneira, com tendências de queda e subida comuns entre eles. Assim, Chicralla conseguiu verificar

¹ Corresponde à produção de aço em lingotes + produtos de lingotamento contínuo + aço para fundição

² Ex-Votorantim Siderurgia

³ Ex-CSA

que o mercado de aço no Brasil não se comporta como o mercado desse insumo no exterior, o que pode representar uma evidência de que existe cartelização.

2.1. A PRODUÇÃO DO AÇO

O insumo tratado nesse estudo tem propriedades mecânicas que variam de acordo com os diferentes tipos de material e formação, fazendo com que seja bastante popular e de grande aplicabilidade, podendo variar conforme sua composição, aplicação e geometria.

Conforme observado pelo Grupo Aço Cearense (2017), o aço é um material composto basicamente por ligas de ferro⁴ e carbono. Quando as propriedades mecânicas do aço carbono comum não são atingidas, há a incrementação de elementos de liga como o cromo, níquel, cobre, entre outros. Assim, o aço se divide quanto à sua composição em aço carbono e aço liga. Os aços carbono são responsáveis por 90% da produção mundial e, apesar do nome, o teor de carbono contido é inferior a 2,11% da composição. Já ao aço liga, além do ferro e do carbono, são adicionados elementos em proporções significativas capazes de alterar as propriedades químicas, aumentando sua dureza e resistência mecânica. Esses elementos normalmente são: manganês, níquel, cromo, molibdênio, vanádio, tungstênio e silício.

Em relação a aplicação, podem ser aços estruturais, aços para molas, para fundição ou para construção mecânica. Desses, em sua maioria, são aço carbono, com exceção do aço para fundições, que pode ser utilizado o aço liga, contanto que apresente uma boa resistência. Ao que compete a geometrias do aço, pode-se dividir em três grupos: semiacabados, produtos planos e produtos longos (Grupo Aço Cearense 2017).

Os semiacabados são provenientes do lingotamento, processo no qual o aço é distribuído em moldes para se solidificar, podendo se transformar em blocos, tarugos ou placas. Os produtos planos são formados a partir dos semiacabados ao passarem pelo processo de laminação. A laminação nada mais é do que dois cilindros que aplicam uma força de compressão sobre o material, transformando-o em uma chapa ou bobina de aço que pode ser puro ou revestido (pintados, zincados, galvanizados).

⁴ O ferro é extraído da natureza sob a forma do minério de ferro, que passa para o estágio de ferro-gusa através de processos de transformação. Esses que não serão tratados em detalhes nesse estudo.

Por fim, os produtos longos também podem ser obtidos através da laminação, entretanto possuem um comprimento muito maior. Como exemplo é possível citar as barras, fios, tubos e vergalhões (Grupo Aço Cearense 2017).

Dessa forma, os tipos de aços mais produzidos no Brasil são os laminados à quente ou frio, os galvanizados, e o aço inox, conforme mostrado na tabela 2. Neste estudo será tratado o índice de metalurgia como forma de abranger a grande maioria desses aços.

Tabela 2: Produção de Produtos Planos para Venda a Terceiros⁵ no Brasil (10³t)

Produto	2015	2016	2017	2018	2019
Placas	7.982	7.895	8.619	8.761	7.750
Laminados Planos	13.388	12.273	13.687	14.257	13.246
Não Revestidos	9.423	8.037	9.343	9.831	9.184
Chapas Grossas	913	699	896	1.064	980
Boninas Grossas	1.496	1.292	1.411	1.557	1.601
Chapas Finas a Quente	31	29	15	25	24
Bobinas a quente	4.715	4.012	4.669	4.742	4.341
Chapas Finas a Frio	24	28	19	15	16
Bobinas a Frio	2.244	1.977	2.333	2.428	2.222
Revestidos	3.389	3.622	3.740	3.794	3.484
Folhas para Embalagens	571	530	525	481	385
Chapas Zincadas a Quente	2.108	2.338	2.376	2.462	2.189
Chapas Eletro-Galvanizadas	86	100	177	234	234
Outras Zincadas	624	654	662	617	676
Aços Especiais-Ligados	576	614	604	632	578
Chapas e Bobinas Inoxidáveis	337	351	339	323	292
Chapas e Bobinas Siliciosas	164	150	143	153	147
Chapas e Boninas de Outros Aços Ligados	75	113	122	156	139
Total	21.370	20.168	22.306	23.018	20.996

Fonte: Instituto Aço Brasil. **A Siderurgia em Números** (2020)

Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE 2021) O índice de metalurgia é composto por onze produtos, são eles:

- Barras, perfis e vergalhões de cobre e de ligas de cobre (latão, cuproníquel, "maillehort", etc.);
- bobinas a frio de aços ao carbono, não revestidos;

⁵ Exclui as vendas para dentro do parque

- Bobinas a quente de aços ao carbono, não revestidos;
- Bobinas ou chapas de aços galvanizadas, zincadas ou cromadas;
- Chapas a quente de aços ao carbono, não revestidos;
- Chapas e tiras, de alumínio, de espessura superior a 0,2mm;
- Chapas, bobinas, fitas e tiras de aço, relaminadas, inclusive revestidas, pintadas ou envernizadas;
- Ligas de alumínio em formas brutas (lingotes, plaquetas, granalhas, etc.);
- Lingotes, blocos, tarugos ou placas de aços ao carbono;
- Ouro (incluído o ouro platinado), em formas brutas, semimanufaturadas ou em pó, para usos não monetários;
- Vergalhões de aços ao carbono.

Após detalhar o processo de produção do aço, é possível identificar três possíveis índices que podem ser usados como variáveis explicativas: o minério de ferro, que é a base fundamental da criação do ferro e do aço; o ferro, que é o material utilizado para a fabricação dos aços; e por fim, o aço carbono, que é o material principal utilizado para produzir todas as variações do aço.

Segundo Rezende (2002), durante o processo de escolha do caminho mais adequado, os administradores vêem a necessidade de utilizarem um fluxo constante e expressivo de informações e, para isso, utilizam as mais diversas ferramentas para analisarem suas decisões. Desta forma, apresentadas algumas das características do mercado siderúrgico, no próximo capítulo será apresentada a Metodologia de Regressão Dinâmica que será utilizada para modelar e prever o comportamento dos aços.

3. REGRESSÃO DINÂMICA

Este capítulo é destinado a descrição da metodologia que será utilizada nesse trabalho e foi integralmente tirada do trabalho de Zanini (2000).

3.1. INTRODUÇÃO

A teoria econômica nos oferece uma gama de análises e interpretações das curvas de demanda (Varian 1997) tanto a nível micro quanto macroeconômico. Um dos pontos fundamentais da análise da demanda refere-se ao conceito de elasticidade.

O termo “elasticidade” é amplamente empregado por economistas para descrever as características de uma relação entre duas variáveis. A elasticidade, por não depender das unidades de mensuração das variáveis estudadas, permite a comparação das relações entre variáveis medidas em qualquer unidade.

A teoria econômica estuda amplamente a relação da curva de demanda com variáveis como preço e renda que, por sua vez, dão origem às análises de elasticidade-preço e elasticidade-renda da demanda. Normalmente, a estimação destas elasticidades se dá através da estimação de modelos de regressão linear (Gujarati 1995). Neste trabalho, entretanto, a tentativa de construir um modelo que gere melhores resultados que o modelo univariado, fundamentar-se-á no que se denomina na literatura de regressão dinâmica a qual será abordada a seguir.

3.2. CONCEITUAÇÃO

Nos modelos de regressão linear estudados comumente na literatura, supõe-se que os erros “gerados” pelo modelo possuem algumas características como: média zero, variância constante, distribuição Normal e independência (o que implica na inexistência de correlação serial).

Entretanto, na prática, ao modelar séries econômicas, os resíduos tendem a apresentar correlações positivas, e erros positivos tendem a ser seguidos por outros também positivos (o mesmo comportamento é observado para resíduos negativos). O gráfico dos resíduos versus o índice dos tempos revela, nesta situação, que os resíduos tendem a se agrupar em “blocos” de resíduos com o mesmo sinal.

Segundo Barros e Souza (1995) ao tentar modelar uma série temporal através de um modelo de regressão, a hipótese de independência dos ruídos não é realista, e os resultados e testes usados nos modelos de regressão não são válidos. Por exemplo, segundo os autores, algumas das consequências da autocorrelação dos resíduos são:

- 1) Os estimadores usuais por mínimos quadrados são ainda não tendenciosos, mas não têm variância mínima.
- 2) Os estimadores da variância e dos erros padrões dos coeficientes da regressão são subestimados, o que levaria à conclusão de que os estimadores são mais precisos do que na realidade.
- 3) Os intervalos de confiança para os parâmetros da regressão e os testes de hipóteses relacionados a estes intervalos perdem a validade, como uma consequência direta de 2).

Desta forma, estes três motivos implicam na necessidade de procurar procedimentos para tratar o problema de autocorrelação dos erros, pois ignorá-los leva, em geral, a inúmeras conclusões errôneas.

Em particular, dado que a hipótese de independência dos erros não é realista no contexto de séries temporais, os modelos de regressão dinâmica estendem os modelos usuais de regressão ao levantarem esta restrição.

Os modelos de regressão dinâmica combinam a dinâmica de séries temporais e o efeito de variáveis explicativas. Atenta-se que o termo “regressão dinâmica” não indica que os parâmetros do modelo evoluem no tempo. Ao contrário, a palavra “dinâmica” significa aqui um modelo de regressão no qual incluímos a estrutura de dependência de uma série temporal.

Modelos de regressão dinâmica devem ser usados quando existe uma estrutura de dependência entre a variável de interesse e variáveis causais e, ao mesmo tempo, quando a estrutura de correlação da série dependente (série a ser explicada) indicar que não será possível supor a independência dos erros.

Salienta-se que a estimação de parâmetros num modelo de regressão dinâmica é feita através de mínimos quadrados ordinários, a exemplo dos modelos de regressão usuais. Entretanto, a estimação em modelos de regressão dinâmica é mais complicada, e envolve um procedimento iterativo com vários estágios.

Nos modelos de regressão dinâmica, a variável dependente é explicada por seus valores defasados e pelos valores atuais e passados de variáveis causais ou exógenas. Atenta-se, neste momento, para uma outra distinção entre os modelos de regressão dinâmica e modelos de espaço de estados. Nos modelos de regressão dinâmica, as variáveis exógenas são tratadas como “números fixos” e não como variáveis aleatórias. Já nos modelos de espaço de estados, as variáveis exógenas são tratadas como séries temporais, ou seja, realizações de processos estocásticos. Logo, no contexto da modelagem em espaço de estados, a estrutura de autocovariâncias e autocorrelações das séries de variáveis exógenas é uma informação de interesse, enquanto este aspecto é ignorado nos modelos de regressão dinâmica.

3.3. ESTRUTURAS DOS MODELOS DE REGRESSÃO

Os modelos de regressão dinâmica podem ser descritos pela equação:

$$\varphi(B)Y_t = \beta x_t + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

onde:

Y_t = variável dependente (endógena) no instante t

β = vetor de coeficientes das variáveis causais, que será estimado por mínimos quadrados

x_t = vetor de variáveis causais (exógenas)⁶ no instante t

ε_t = ruído aleatório associado ao modelo, onde supomos que os ε_t são independentes e identicamente distribuídos com densidade $N(0, \sigma^2)$

$\varphi(B)$ = polinômio autoregressivo de ordem p , isto é:

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p \text{ sendo } B \text{ o operador de atraso}$$

A estrutura do modelo de regressão dinâmica permite considerar como elementos x_t variáveis causais e também suas defasagens.

⁶ As variáveis exógenas representadas por x_t têm seus valores determinados “fora” do modelo de regressão, enquanto a variável endógena Y_t é determinada a partir das variáveis exógenas e do ruído ε_t .

A presença do polinômio $\varphi(B)$ no modelo traz uma grande flexibilidade desta classe de modelos, mas, ao mesmo tempo, dificulta a procura por um modelo adequado. Observa-se que, se $\varphi(B) = 1$, não existem defasagens da variável dependente, e a interpretação do modelo é muito simples, pois as variáveis causais influenciam diretamente a variável endógena. Ao contrário, quando $\varphi(B) \neq 1$, o modelo pode ser usado para representar relações bastante complicadas.

Por fim, salienta-se que uma grande diferença entre os modelos de Regressão Dinâmica e os modelos ARIMA consiste no fato dos modelos de regressão dinâmica incluírem efeitos de variáveis causais através do termo βx_t . Os modelos ARIMA univariados de Box e Jenkins, por sua vez, não incluem tais efeitos, e apenas o passado da série Y_t e os valores defasados da série de erros são usados na modelagem e previsão da série Y_t .⁷

Procura-se, portanto, dentro de metodologia definida, evoluir na modelagem, buscando em outras causalidades, que não somente a própria série de demanda, um melhor modelo para prever esta demanda. Este modelo, como já mencionado, foi o modelo de regressão dinâmica que pode ser considerado como um caso particular do que é conhecido na literatura como modelos de Cochrane e Orcutt generalizados.

3.3.1. MODELOS DE REGRESSÃO COCHRANE-ORCUTT GENERALIZADOS⁸

O modelo de regressão generalizado de Cochrane e Orcutt (1949) é dado por:

$$\varphi(B)Y_t = \beta x_t + w_t \quad (3.2)$$

$$R(B)w_t = \varepsilon_t \quad (3.3)$$

Onde $R(B)$ = polinômio autorregressivo

⁷ A metodologia Box & Jenkins também possui um modelo causal, o chamado modelo de Função de Transferência. Neste trabalho, tentou-se, inicialmente, também a elaboração de um modelo deste tipo, entretanto houve um impedimento pois o *software* Autobox não conseguiu trabalhar com as variáveis na escala logarítmica e, portanto, algumas relações sem sentido foram obtidas. Além do mais, dentro da metodologia deste trabalho, o objetivo não era usar um infinito número de técnicas mas sim seguir uma lógica de trabalho que procura, entre outros objetivos, mostrar que, para determinadas séries, às vezes um tratamento via modelos que abordem as não linearidades existentes, possibilita modelar mais satisfatoriamente uma série como a demanda de gasolina automotiva.

⁸ Barros & Souza, 1995

Pode-se notar que a equação (3.2) tem a mesma forma da equação (3.1) da regressão dinâmica, entretanto os erros w_t apresentam uma estrutura AR dada pela equação 3.3⁹.

Este modelo dado pelas equações (3.2) e (3.3) ainda pode ser descrito em termos de uma única equação como a seguir. Note que da equação (3.2):

$$w_t = \varphi(B)Y_t - \beta x_t$$

Substituindo esta última expressão na equação (3.3) tem-se que:

$$R(B) \cdot [\varphi(B)Y_t - \beta x_t] = \varepsilon_t \quad (3.4)$$

Desta última expressão nota-se que o modelo de regressão generalizado de Cochrane e Orcutt introduz defasagens tanto na variável dependente (Y_t) quanto nas causais. A expressão (3.4) indica também que a relação de causalidade entre Y_t e x_t não é afetada pela introdução do polinômio autoregressivo $R(B)$.

Esta última equação pode ainda ser escrita em termos de novas variáveis Y^*_t e x^*_t dadas por:

$$Y^*_t = R(B)Y_t \text{ e}$$

$$x^*_t = R(B)x_t$$

onde $R(B)$ é chamado de “fator comum” e representa a estrutura de correlação presente no erro w_t .

A equação obtida então usando-se estas novas variáveis é:

⁹ A formulação original de Cochrane e Orcutt supõe que os ruídos w_t apresentam apenas uma estrutura AR(1), ou seja, a equação (4.3) é dada por: $w_t = \alpha w_{t-1} + \varepsilon_t$ onde os ε_t são i.i.d e apresentam distribuição $N(0, \sigma^2)$.

$$\varphi(B)Y^*_t = \beta x^*_t + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

Logo, o modelo de regressão generalizado de Cochrane e Orcutt reduz-se ao modelo de regressão dinâmica usual ao se considerar as novas variáveis Y^*_t e x^*_t . O modelo original de Cochrane e Orcutt tem como fator comum $R(B) = 1 - \alpha B$ e então a equação (3.5) reduz-se a:

$$\varphi(B).[Y_t - \alpha Y_{t-1}] = \beta[x_t - \alpha x_{t-1}] + \varepsilon_t \quad (3.6)$$

Salienta-se que, neste modelo, o procedimento de estimação é sequencial. A estimativa inicial de α é 0, e a partir dela estimamos β e $\varphi(B)$ por mínimos quadrados ordinários. A partir destas estimativas encontra-se um estimador de $R(B)$ através da equação $R(B)w_t = \varepsilon_t$. O polinômio estimado $R(B)$ é então usado para transformar Y_t e x_t e reestimar β e $\varphi(B)$. O processo é repetido até que se alcance a convergência dos parâmetros.

3.4. CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO DINÂMICA

Geralmente os modelos econométricos têm uma estrutura conhecida, baseada em considerações teóricas e o problema reduz-se ao problema de estimação dos parâmetros do modelo já conhecido. Entretanto, este é raramente o caso no contexto de séries temporais, onde a estratégia é construir modelos a partir dos dados.

A estratégia usualmente empregada para construir um modelo de regressão dinâmica é uma estratégia *bottom-up*, isto é, partimos de um modelo simples e o refinamos e incluímos novas variáveis até encontrar um modelo apropriado. A elaboração de um modelo de regressão dinâmica é muitas vezes um procedimento difícil, pois é preciso não apenas escolher as variáveis a serem incluídas no modelo, mas também os *lags* (defasagens) destas variáveis.

Na definição do modelo adequado, é necessário levar em conta não só a significância dos parâmetros, mas também uma certa estrutura “lógica” do modelo. Por exemplo, vendas (ou demanda) de um produto são geralmente afetadas por seu preço. O aumento do preço, por sua vez, tende a diminuir as vendas (ou demanda), e vice-versa. Logo, se o modelo de regressão encontrado para explicar venda pelo preço

apresenta um coeficiente positivo para a variável preço, é bom desconfiar por mais bem ajustado que esteja o modelo, pois a relação apontada pelo modelo não é, em geral, verdadeira¹⁰. Em síntese, na escolha de um modelo de regressão, não é necessário apenas encontrar um ajuste de parâmetros adequado, mas fundamentalmente faz-se mister verificar se os coeficientes estimados são coerentes.

As previsões geradas por um modelo de regressão dinâmica dependem não só de valores passados da série, mas também dos valores previstos para as variáveis causais. Logo, para obtermos as previsões da série Y_t para $T+1$, $T+2$, $T+3$, etc, é necessário fornecer ao modelo os valores futuros do vetor de variáveis causais x_t . Se as previsões destas variáveis exógenas não forem apropriadas, o modelo de regressão dinâmica irá também gerar previsões inadequadas.

Isto caracteriza um aspecto importante dos modelos de regressão dinâmica que consiste na possibilidade de consecução de cenários ao se chegar a um modelo relacional de variáveis dependentes em relação a variáveis explicativas. Isto é, surge a possibilidade de montagem de vários cenários para as variáveis causais o que enriquece, por exemplo, qualquer trabalho de planejamento de vendas de um determinado produto.

Feitas estas considerações, o fluxograma a seguir (Figura 1) indica, de maneira genérica, os passos usados na construção de um modelo de regressão dinâmica.

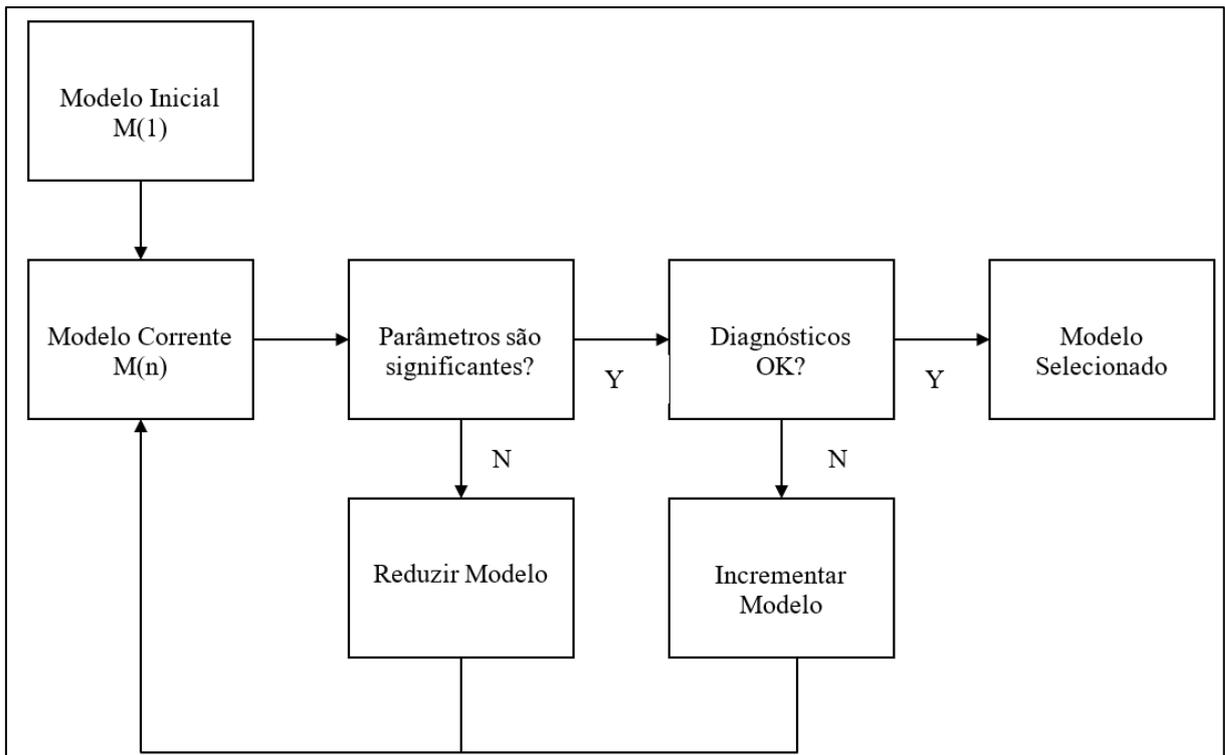
Como dito anteriormente, a especificação correta de um modelo de regressão dinâmica envolve a precisa especificação da relação causal entre as variáveis e da estrutura dinâmica do modelo.

Nos modelos de regressão dinâmica podem ser usadas também variáveis de intervenção (ou variáveis *dummy*). O objetivo deste tipo de procedimento é considerar situações atípicas como, por exemplo, aumento das vendas de brinquedo no Natal e no Dia da Criança (neste caso é razoável incluir *dummies* para os meses de dezembro e outubro no modelo). O mesmo procedimento pode ser usado para levar em conta os efeitos de situações incomuns como greves e planos econômicos¹¹.

¹⁰ Na verdade, “casos estranhos” como este ocorrem na prática com certa frequência e uma possível saída é olhar para o coeficiente da variável preço com alguma defasagem, e verificar se é possível encontrar algum resultado coerente.

¹¹ Variáveis *dummies* são geralmente definidas como 1 (no período de ocorrência do fato relevante) e 0 (fora deste período).

Figura 1: Construção de um modelo de regressão dinâmica



Fonte: Zanini, A. (2000).

Os modelos de regressão dinâmica incorporam ainda diretamente a sazonalidade da série ao modelo, ao invés de supor que a série será previamente dessazonalizada. Atenta-se que existem duas maneiras de tratar a sazonalidade: via *dummies* sazonais ou diretamente, através de defasagens na variável dependente ou nos erros estruturados.

3.5. TESTES USADOS NOS MODELOS DE REGRESSÃO DINÂMICA

Como dito anteriormente, em regressão dinâmica a construção do modelo envolve vários passos até se chegar a um modelo “final”. Diversos testes da adequação de um modelo de regressão podem ser mencionados. Estes testes¹² são aplicados em diversos estágios da modelagem da série. Temos, por exemplo:

- i) testes como o objetivo de definir a especificação do modelo explicativo;

¹² A maioria dos testes empregados em regressão dinâmica é uma variante dos testes de Multiplicadores de Lagrange (testes LM) e são baseados na distribuição Qui-Quadrado. (Barros e Souza 1995).

- ii) testes visando encontrar a dinâmica do modelo, isto é, a inclusão ou não de variáveis defasadas,
- iii) testes para verificar o ajuste do modelo.

Para que se entenda um pouco melhor o modelo de regressão dinâmica que será apresentado para a demanda da gasolina automotiva no Brasil, será abordado de uma forma geral, como se processa o “algoritmo” dos testes na prática:

3.5.1. TESTES DE VERIFICAÇÃO DA “DINÂMICA” DO MODELO

Como dito anteriormente, a dinâmica de um modelo acontece através dos *lags* da variável dependente e/ou através da presença de erros estruturados num modelo de Cochrane-Orcutt. A cada momento da elaboração do modelo, são realizados testes de hipóteses sobre a “dinâmica” do modelo. (Dudewicz e Mishra 1988)

Em todos os casos a seguir, a hipótese nula afirma que a dinâmica do modelo está corretamente especificada, ou seja, a inclusão de outros *lags* da variável dependente ou outros erros estruturados não é necessária. A hipótese alternativa, em cada caso, representa a necessidade de inclusão de novos termos. Sendo assim tem-se:

1) Teste de defasagem da variável endógena

Suponha que a variável dependente Y_t e seus *lags* $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p-1}$ estão presentes no modelo atual. A hipótese alternativa consiste em adicionar a variável defasada Y_{t-p} ao modelo, isto é, adiciona-se o primeiro lag ainda não presente no modelo atual. Se esta variável for considerada significativa, a hipótese nula é rejeitada e deve-se adicionar a variável Y_{t-p} ao modelo.

2) Teste da defasagem sazonal da variável endógena

Este teste é semelhante ao anterior. A hipótese alternativa consiste em adicionar ao modelo atual a variável defasada até o primeiro *lag* sazonal Y_{t-pS} ainda não presente ao modelo. Se o coeficiente de Y_{t-pS} for significativo, esta variável deve ser incluída no modelo, e a hipótese nula deve ser rejeitada.

3) Teste da sequência de defasagens da variável endógena

A hipótese alternativa consiste em adicionar todos os *lags* da variável dependente que ainda não estão presentes no modelo.

4) Teste da defasagem dos resíduos

A hipótese alternativa consiste em adicionar ao modelo o primeiro termos defasado ε_{t-p} ainda não incluído no modelo atual.

5) Teste da defasagem sazonal dos resíduos

Na hipótese alternativa adiciona-se ao modelo atual o primeiro *lag* sazonal ε_{t-ps} ainda não presente no modelo.

6) Teste da sequência de defasagens dos resíduos

Na hipótese alternativa adiciona-se às variáveis do modelo atual uma sequência de resíduos defasados $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \varepsilon_{t-S}$ onde S é o período sazonal. É importante ressaltar que, na hipótese alternativa, inclui-se apenas os resíduos ainda ausentes no modelo atual.

3.5.2. TESTES PARA A ESPECIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS CAUSAIS

O objetivo de todos estes testes é verificar se a inclusão de uma ou mais variáveis ainda não contempladas no modelo resulta numa melhora do ajuste. Atenta-se para o fato de que os testes para a especificação de variáveis causais não se referem à parte dinâmica do modelo, e não tratam da inclusão de *lags* da variável dependente e de erros estruturados¹³.

1) Teste das variáveis causais excluídas

Neste teste verifica-se a necessidade de inclusão de cada uma das variáveis (escolhidas previamente para análise) mas que ainda não estão presentes no modelo. Se quaisquer destas variáveis são consideradas significantes, deve-se incluí-las no modelo (talvez sequencialmente) e “rodar” a mesma bateria de testes para verificar se a inclusão foi vantajosa.

2) Teste de tendência temporal

Este teste corresponde à inclusão de uma variável do tipo $X_t=t$ no modelo. Esta variável é útil em casos em que a série dependente não é estacionária.

3) Teste da defasagem das variáveis exógenas (causais)

Na hipótese alternativa inclui-se um *lag* adicional das variáveis causais já presentes no modelo atual.

4) Teste para a presença de funções não lineares das variáveis exógenas

¹³ Estes são realizados nos testes para a “dinâmica”.

Neste teste inclui-se o quadrado de cada variável exógena já presente no modelo. Todos os quadrados das variáveis exógenas são incluídos de uma só vez e, portanto, é necessário buscar quais (ou qual) quadrados são realmente significantes.

5) Teste do fator comum

Este teste é realizado só quando o modelo inclui erros estruturados. Sob a hipótese alternativa, a autorregressão dos erros é eliminada, e todos os *lags* da variável dependente e das causais são adicionados ao modelo. Se a hipótese nula é rejeitada, existe evidência de que um modelo mais geral deveria ser considerado, ao invés do modelo de Cochrane-Orcutt. O grande problema é descobrir em que direção deve-se generalizar o modelo corrente, e não existe uma resposta única para esta questão.

3.5.3. TESTES BASEADOS NA AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS¹⁴

Como pode ser visto, o processo de construção de um modelo de regressão dinâmica deve levar em conta diversos diagnósticos com o objetivo de verificar se o modelo atual é apropriado. Em particular, deve-se sempre examinar o gráfico das autocorrelações dos resíduos. Se estas são significantes para alguns *lags*, alguma característica da variável dependente não foi capturada pelo modelo atual. Por exemplo, no caso de dados mensais, se a autocorrelação dos resíduos é significativa no *lag* 12, a observação situada num período genérico $t-12$ meses é relevante para explicar a observação no período t , e sua inclusão no modelo possivelmente resultará num decréscimo dos erros de previsão do modelo.

Segundo Barros e Souza (1995), a existência de autocorrelações significantes nos resíduos pode então indicar uma das seguintes situações: 1) deve-se incluir mais *lags* da variável dependente ou 2) deve-se incluir *lags* adicionais das variáveis exógenas já presentes no modelo ou incluir novas variáveis causais.

Enfim, é importante saber que, em qualquer das situações mencionadas, o fato dos resíduos apresentarem autocorrelações significantes indica que algum tipo de estrutura presente na série Y_t não foi captada pelo modelo em consideração.

¹⁴ Podem ser feitos ainda testes para verificar a existência de variações na variância dos resíduos, ou seja, procura-se detectar a heterocedasticidade da série de resíduos

Importante considerar que toda esta metodologia de Regressão Dinâmica será aplicada para estimar o modelo de previsão para aços laminados a quente. A apresentação da base dados e os resultados da análise serão apresentados no próximo capítulo.

4. BASE DE DADOS E ANÁLISE DE RESULTADOS

Neste capítulo apresenta-se a base de dados utilizada. Em sequência, serão apresentados os resultados obtidos na execução do trabalho.

4.1. A BASE DE DADOS

O dado da variável dependente utilizado neste trabalho se refere ao IPP – Metalurgia divulgado pelo IBGE e pode ser obtido através da plataforma do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA)¹⁵. Nela encontramos os dados distribuídos mensalmente a partir de janeiro de 2010 até novembro de 2021.

Como foi exposto ao final do capítulo dois, serão analisados mais três índices para verificação do impacto na variável dependente: o minério de ferro, o ferro e o aço carbono. O primeiro foi retirado do site IndexMundi¹⁶, no qual é obtido o histórico de preço do minério de ferro desde janeiro de 2002 até novembro de 2021. A base foi transformada em um histórico de índices para que apresentassem a mesma base de comparação.

Os outros dois índices, o ferro e o aço carbono, foram provenientes da base histórica disponibilizada pela ABIFA¹⁷ (Associação Brasileira de Fundição) em seu site, disponível desde janeiro de 2000 até dezembro de 2021. A Tabela 3 mostra, em resumo, todas as variáveis que serão utilizadas para estimar o modelo.

¹⁵ <https://sidra.ibge.gov.br/home/pimpfbr/brasil>

¹⁶ <https://www.indexmundi.com/>

¹⁷ <https://www.abifa.org.br/>

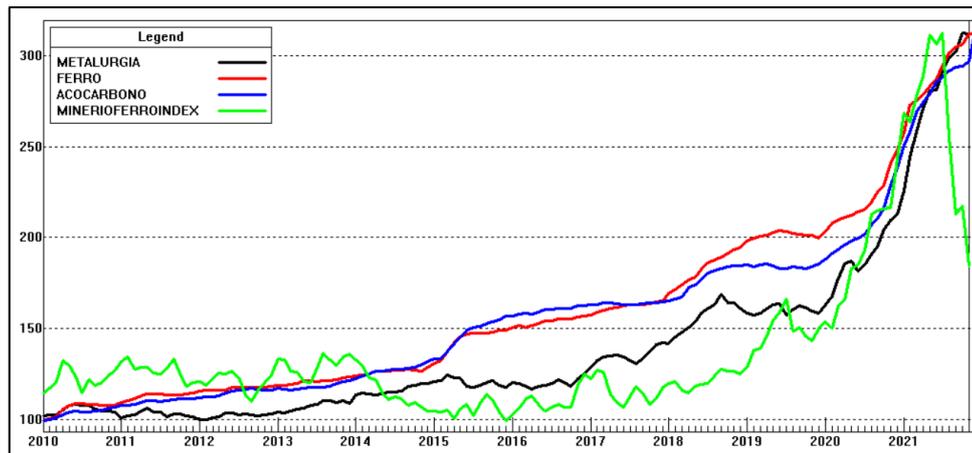
Tabela 3: Variáveis que serão utilizadas para estimar a equação de previsão

NOME DAS VARIÁVEIS	TIPO DAS VARIÁVEIS	DESCRIÇÃO	FONTE
METALURGIA	Dependente	É um Índice de Preço ao Produtor das Indústrias Extrativas e de Transformação, segregada em cerca de 23 atividades, sendo uma delas a metalurgia e, tem como principal objetivo mensurar a mudança média dos preços de venda recebidos pelos produtores domésticos de bens e serviços.	IBGE
AÇO CARBONO	Explicativa	Índice Nacional de Preços de Fundidos, tem por objetivo identificar, variação do preço de custos da produção. Neste caso, são voltadas as peças fundidas em aço carbono.	ABIFA
FERRO	Explicativa	Índice Nacional de Preços de Fundidos, tem por objetivo identificar, variação do preço de custos da produção. Neste caso, são aplicáveis às peças fundidas em ferro cinzento, maleável e nodular.	ABIFA
MINÉRIO DE FERRO	Explicativa	Média mensal do preço, em reais, Minério de Ferro 62% Fe, no mundo, por tonelada métrica seca.	INDEXMUNDI

Fonte: Elaboração da autora.

Levando em consideração o mês base dezembro de 2009 (dez/2009 = 100), ao se analisar os gráficos de cada série, percebe-se uma relação de variação bem parecida entre as séries, como mostrado na Figura 2, principalmente entre o aço carbono e o ferro.

Figura 2: Gráfico dos dados históricos das variáveis



Fonte: Elaboração da autora.

É notável a disparada em todos os índices a partir de abril de 2020, devido a pandemia da COVID-19. A partir do mês de março, o Brasil começou a parar praticamente todas as atividades da indústria, do comércio e do setor de serviços, reduzindo as atividades aos níveis mais baixos da história. Chegou-se a uma situação em que os distribuidores de aço não tinham produtos para entregar, porque a demanda foi muito maior do que a oferta, e as usinas não estavam conseguindo repor os estoques na mesma velocidade do consumo (Pátria 2020). Como já se sabe, pouca oferta e muita demanda eleva o preço dos produtos, o que representou um aumento de 75,7% de aumento no índice de metalurgia entre março de 2020 a novembro de 2021.

Diferentemente dos outros índices, o minério de ferro apresentou uma queda brusca em seu preço a partir de setembro de 2021. Segundo o Conselho Nacional de Instituições Financeiras (CNF 2021), essa queda se deve a dois motivos principais: a redução da demanda da China pelo produto, como forma de tentar conter a inflação interna e com vistas a cumprir metas de redução das emissões de carbono e pelo risco de inadimplência de uma das maiores empresas chinesa do ramo de construção civil.

4.2. ESTIMANDO A EQUAÇÃO DE PREVISÃO

Para atingir o objetivo final da projeção do índice de metalurgia, será utilizado o *software Forecast Pro for Windows* (FPW) para estimar o modelo. Para atingir esse

fim, foi aplicada a metodologia expressa no capítulo 3. Seguindo a estratégia *bottom-up*, ou seja, partindo de um modelo mais simples, aplicou-se os testes diagnósticos até chegar em um modelo mais elaborado.

Após todas as análises, foi desconsiderada a variável Ferro, não significativa nos testes de causalidade. A equação de previsão final do modelo é expressa na equação 4.1:

$$\ln(M)_t = -0,17 + 0,06\ln(AC)_t + 0,02\ln(MF)_t + 1,19\ln(M)_{t-1} - 0,27\ln(M)_{t-2} + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

onde:

$\ln(M)_t$ = função logarítmica do índice de metalurgia (variável dependente)

$\ln(AC)_t$ = função logarítmica do aço carbono

$\ln(MF)_t$ = função logarítmica do minério de ferro

$\ln(M)_{t-1}$ = função logarítmica da metalurgia defasada em 1 mês

$\ln(M)_{t-2}$ = função logarítmica da metalurgia defasada em 2 meses

ε_t = erro aleatório associado ao modelo

Primeiramente é importante ressaltar que todos os coeficientes estimados são significantes ao nível de significância de 5%. Pode-se inferir que a cada 1% de aumento do preço do aço carbono, o índice de metalurgia aumenta cerca de 0,06%. Do mesmo jeito, pode-se analisar para a variável minério de ferro, na qual a cada 1% de aumento do seu preço, impacta em cerca de 0,02% de aumento na variável dependente. Pode-se observar ainda a componente de dinâmica no modelo através da presença da própria variável preço defasada em t-1 (maior coeficiente de regressão) e t-2. A variável defasada em t-1 com coeficiente igual a 1,19 reflete a forte tendência de alta dos últimos meses.

Faz-se importante ressaltar que essa equação tem um sentido lógico, considerando-se que o minério de ferro é a principal matéria bruta da produção do aço, e o aço carbono é o item principal que deriva todos os outros tipos de aço que compõe a base do índice de metalurgia.

Esse modelo de previsão tem o poder de explicação de 99,68% e o erro médio absoluto percentual (MAPE¹⁸) de apenas 1,24%. Em relação a fidedignidade estatística do modelo foi utilizado o teste de Ljung-Box ou Portmanteau sobre a estrutura de correlação dos resíduos dos modelos. É possível verificar na Tabela 4, que o modelo aceita a hipótese de nula de erro descorrelatado¹⁹.

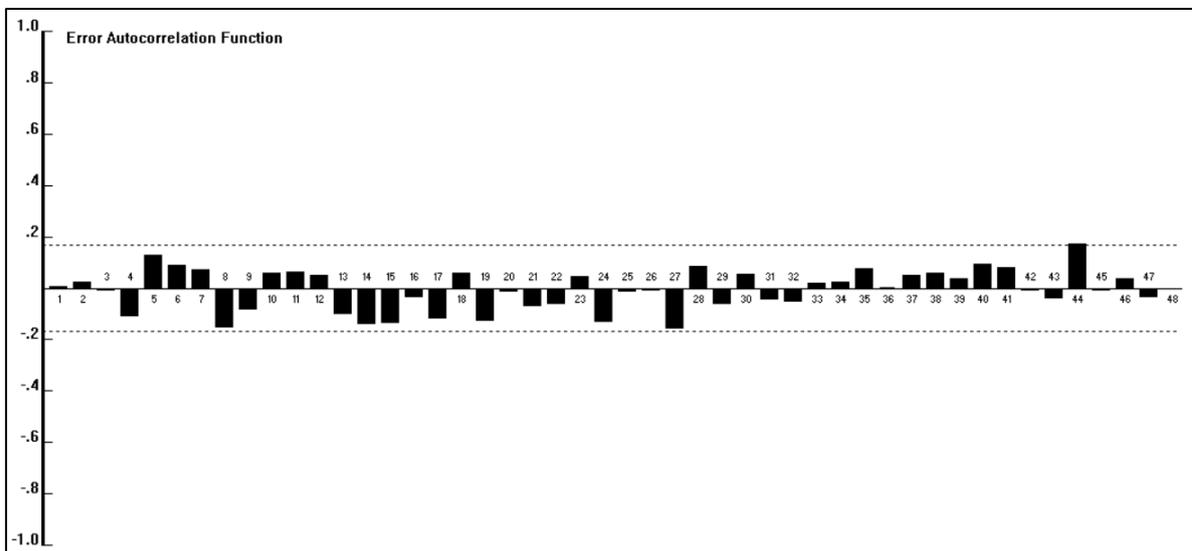
Tabela 4: Poder de Explicação e Testes de Fidedignidade Estatística

MODELO	R ² ajustado	MAPE	Teste de Hipótese	P-valor
Modelo de Previsão	99,68%	1,24%	Ljung-Box(18) = 28,36	P=0,9432

Fonte: Elaboração própria da autora

Além disso, na Figura 3 apresentada abaixo observa-se que os erros apresentam uma correlação fraca, próxima de zero. Com base nos resultados do teste e nos argumentos supracitados no parágrafo anterior, pode-se afirmar que o modelo estimado é estatisticamente fidedigno.

Figura 3: Função de Autocorrelação dos Erros



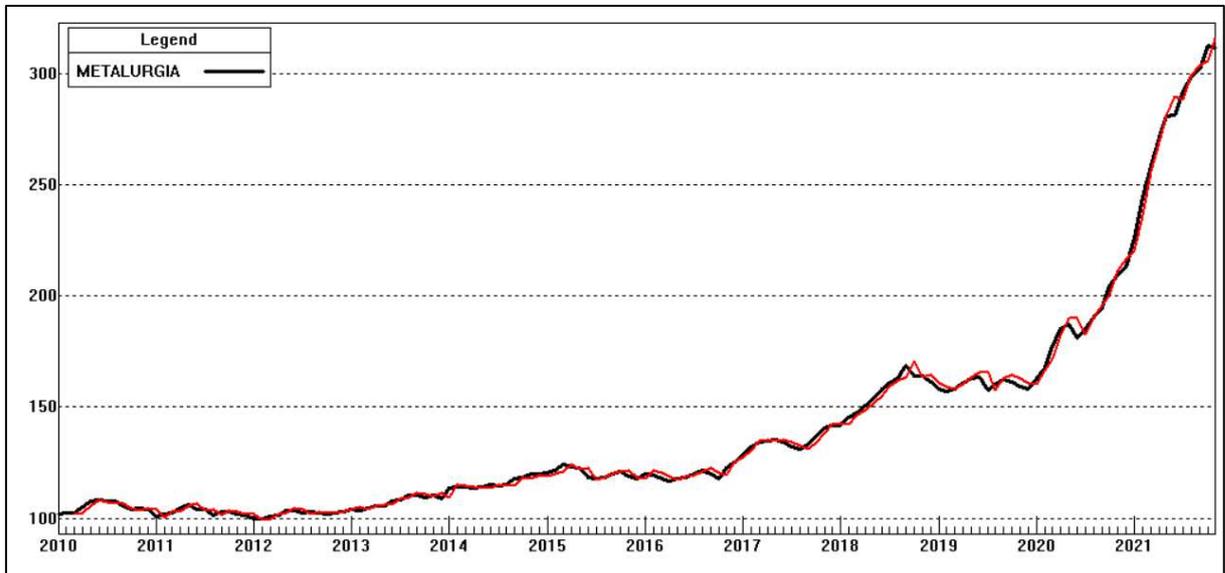
Fonte: Elaboração da autora.

¹⁸ É o erro médio que se comete ao se prever o próximo mês.

¹⁹ No FPW aceita-se a hipótese nula quando o p-valor for menor que o Nível de Confiança (NC).

O alto poder de ajuste do modelo estimado, verificado na tabela 04, pode ser verificado visualmente na Figura 4. A linha vermelha na Figura 4 representa o valor estimado pelo modelo e a linha preta a série original.

Figura 4: Valores reais e valores ajustado do índice de metalurgia



Fonte: Elaboração da autora.

Na próxima seção, será realizada a previsão do índice do IPP - Metalurgia para os próximos dois anos usando a equação de previsão 4.1.

4.3. RESULTADOS DA PROJEÇÃO

É característica dos modelos causais permitir a obtenção de diferentes valores para a variável de interesse a partir de diferentes projeções das variáveis explicativas presentes na equação. Para obter a projeção da variável metalurgia, é necessário, então, prever as variáveis explicativas presentes na equação. Desse modo, neste trabalho, foi realizada a auto projeção para os índices de aço carbono e minério de ferro.

Através de uma competição de métodos entre dois métodos autoprojativos (Método de Amortecimento Exponencial *versus* Método de Box & Jenkins), foi selecionado o Método de Box e Jenkins (MBJ) para autoprojetar as variáveis explicativas presentes no modelo. O método vencedor foi definido como aquele que minimizou o erro de previsão acumulado em uma análise recursiva fora da amostra. Foram geradas

previsões para diferentes horizontes de previsão fora da amostra, selecionando-se como vencedor aquele que minimizou o erro absoluto médio acumulado. Selecionado o MBJ, para a série do aço carbono foi estimado um modelo $ARIMA(1,1,2)*(0,1,1)$. Já para o minério de ferro, foi estimado o modelo $ARIMA(0,1,1)$ com transformação logarítmica.

Após a auto projeção das variáveis explicativas, é possível calcular a projeção da variável de interesse para os próximos 24 meses. Como a última variável disponível até o momento deste estudo era observada em novembro de 2021, foi realizada a projeção para os meses de dezembro de 2021 a dezembro de 2023, como forma de obter o ano completo de 2023. Portanto foram considerados 25 meses para a projeção. A Tabela 5 mostra os valores obtidos a partir da projeção com o intervalo de confiança de 95%.

Tabela 5: Previsão de 25 meses para o índice metalurgia – Intervalo de Confiança de 95%

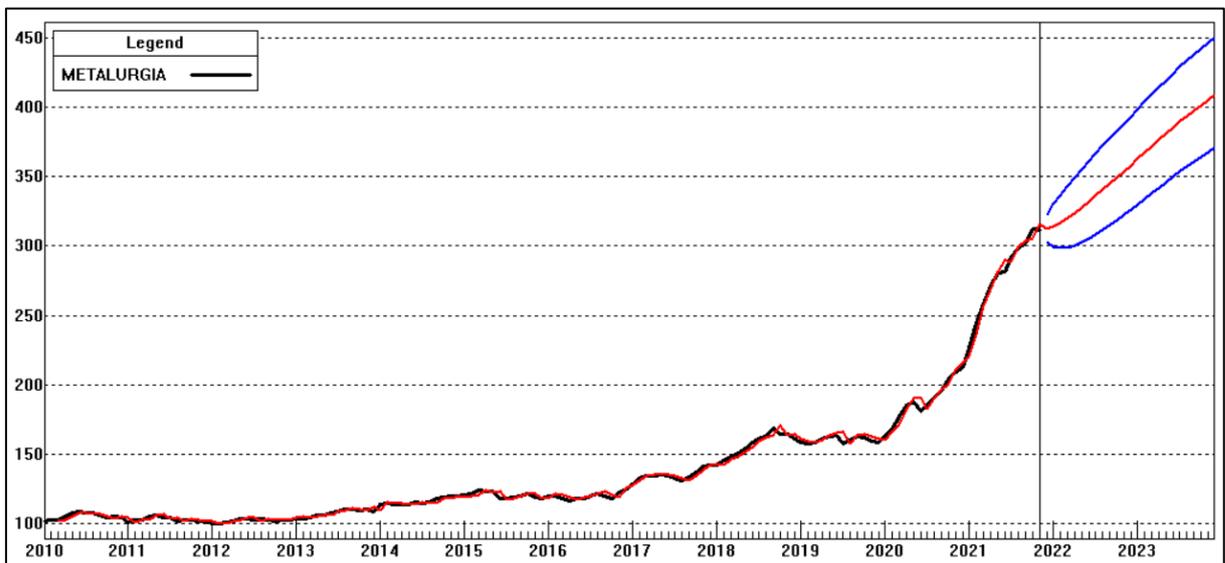
Meses	Limite Inferior	Projeção da Metalurgia	Limite Superior	Varição Mensal
Dez/21	303,029	312,626	322,528	-
Jan/22	299,491	314,432	330,118	0,58%
Fev/22	298,306	316,994	336,854	0,81%
Mar/22	298,748	320,206	343,205	1,01%
Abr/22	300,284	323,888	349,347	1,15%
Mai/22	302,545	327,874	355,323	1,23%
Jun/22	305,318	332,077	361,181	1,28%
Jul/22	308,411	336,380	366,884	1,30%
Ago/22	311,739	340,751	372,463	1,30%
Set/22	315,192	345,116	377,881	1,28%
Out/22	318,701	349,430	383,123	1,25%
Nov/22	322,310	353,766	388,292	1,24%
Dez/22	326,087	358,217	393,512	1,26%
Jan/23	329,997	362,758	398,771	1,27%
Fev/23	333,957	367,309	403,992	1,25%
Mar/23	337,985	371,901	409,220	1,25%
Abr/23	342,023	376,474	414,395	1,23%
Mai/23	345,999	380,956	419,444	1,19%
Jun/23	349,900	385,336	424,360	1,15%
Jul/23	353,673	389,560	429,088	1,10%
Ago/23	357,335	393,650	433,655	1,05%
Set/23	360,855	397,573	438,026	1,00%
Out/23	364,225	401,322	442,198	0,94%
Nov/23	367,536	405,001	446,284	0,92%
Dez/23	370,899	408,731	450,420	0,92%

Fonte: Elaboração da autora.

Analisando o gráfico da projeção (Figura 5), pode-se observar uma forte tendência de alta ainda para os próximos meses, representando um aumento de cerca de 30,7%, ao se comparar dezembro de 2023 com dezembro de 2021, podendo variar entre 22,4% e 39,7%, de acordo com o intervalo de confiança. Essa alta condiz com a equação de previsão que foi estimada na seção anterior, uma vez que o que mais influencia a variável atual é a própria variável no mês anterior.

Entretanto, como foi visto na seção 4.1, do mês de setembro de 2021 a novembro de 2021 (último mês divulgado), o minério de ferro obteve uma queda de cerca de 40,8% em seu preço, a qual deve gerar uma queda no índice de cerca de 0,8%, considerando que a cada 1% de variação do minério de ferro ocasiona uma variação de 0,02% no índice de metalurgia, conforme a fórmula paramétrica. No mês de novembro de 2021 em relação ao mês de outubro de 2021 já foi registrada uma queda de 0,3%, revelando que ainda pode haver mais uma queda no próximo mês. Caso se concretize, quando esta queda passar a ser refletida no valor do índice real, pode ser que essa tendência de alta seja reduzida, se aproximando do limite inferior do intervalo de confiança.

Figura 5: Previsão para os próximos 25 meses do índice de metalurgia



Fonte: Elaboração da autoria.

5. CONCLUSÃO

A indústria siderúrgica é um importante setor visto sua representatividade no desenvolvimento do país. O aço representa um importante insumo a vários empreendimentos industriais e, como forma de auxiliar na tomada de decisão de gestores de empresas que utilizam esse produto, foi realizada a projeção do índice de metalurgia para os próximos dois anos, contemplando a maioria dos tipos de aços utilizados pelo mercado.

No capítulo dois deste trabalho, foi determinado os principais insumos usados para a produção do item em questão. Das três variáveis utilizadas, apenas o ferro não se mostrou significativa na estimação do modelo e, por isso, foi desconsiderado.

A fim de obter sucesso para projeções superiores a 1 ano, foi utilizado o modelo de Regressão Dinâmica, na qual foi possível chegar em uma equação de previsão que explicou a série utilizada em 99,68%, se aproximando da realidade. Além disso, o modelo obteve um erro médio do próximo mês de apenas 1,24%. O modelo permitiu ainda estimar a elasticidade entre as variáveis. Pode-se inferir que a cada 1% de aumento do preço do aço carbono, o índice de metalurgia aumenta cerca de 0,06%. Já o aumento de 1% do preço do minério de ferro impacta em cerca de 0,02% neste índice.

Uma das vantagens de utilizar o Modelo de Regressão Dinâmica é a possibilidade de obter cenários distintos para a variável de interesse a partir de diferentes cenários para as variáveis explicativas presentes na equação. Neste trabalho, foi obtida a previsão para o índice de metalurgia a partir de um cenário autoprojeto para o índice do preço do aço carbono e do preço do minério de ferro. Entretanto, outros cenários para estas variáveis também poderiam ser elaborados, verificando-se, através da equação de previsão estimada, o impacto no índice de metalurgia.

Uma outra vantagem de se trabalhar com o Modelo de Regressão Dinâmica, é a possibilidade de se chegar a diferentes equações a partir da realização dos testes diagnósticos. Assim, outros modelos de previsão poderiam ter sido estimados.

Como dito anteriormente, durante o processo de escolha do caminho mais adequado, os administradores vêem a necessidade de utilizarem um fluxo constante e expressivo de informações e, para isso, utilizam as mais diversas ferramentas para analisarem

suas decisões. Os resultados obtidos nesse estudo podem trazer informações para vários setores da economia brasileira, permitindo, por exemplo, bases para o planejamento e alocação dos recursos e investimentos de forma mais adequada.

Entretanto, faz-se necessário o acompanhamento das notícias relacionadas a esse dado, uma vez que é possível a existência de cartél entre as empresas desse setor que não é possível captar com o modelo, como mostrado na segunda seção deste trabalho. Ademais, devido ao fato da pandemia do COVID-19 não ter chegado ao fim, eventos não previstos podem acontecer, ocasionando distorções na previsão feita.

O setor siderúrgico sofre com a influência do mercado externo, principalmente da maior produtora e consumidora de aço no mundo, a China. Como forma de aprimorar esse estudo, sugere-se que seja efetuado um modelo considerando variáveis macroecômicas, como o dólar e PIB, afim de verificar a significância delas no modelo. Variáveis *proxy* do nível de atividade na China também poderiam ser utilizadas.

6. REFERÊNCIAS

- ABM. *Brasil é o nono maior produtor de aço do mundo, aponta levantamento*. 23 de Julho de 2020. <https://www.abmbrasil.com.br/por/noticia/brasil-e-o-nono-maior-produtor-de-aco-do-mundo-aponta-levantamento> (acesso em 21 de Janeiro de 2022).
- ANDRADE, M. L. A., CUNHA, L. M. S., GANDRA, G. T., RIBEIRO, C. C.. *Impactos da privatização no Setor Siderúrgico*. BNDES Estudos Setoriais, Janeiro de 2001: 14.
- BARROS, M., SOUZA, R. C. *Regressão Dinâmica*. Núcleo de Estatística Computacional, 1995.
- CADE. *Guia de Combate a cartéis em licitação*. Brasília, 2019.
- CARDOSO, G. F., SOUZA, G. S., CARVALHO, L. F., RIBEIRO, K. C. S.. *Análise Estocástica de uma empresa do Setor Siderúrgico*. Revista Ciências Administrativas, 2018: vol. 24.
- CHICRALLA, M. R.. *Antecipação do movimento do preço da commodity Aço em contratos a preço firme no Mercado de Engenharia Industrial no Brasil*. Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, Junho de 2006.
- CNF. *Minério de ferro desaba por causa de China e Evergrande*. 21 de Setembro de 2021. <https://cnf.org.br/minerio-de-ferro-desaba-por-cao-de-china-e-evergrande/>.
- COCHRANE, D., ORCUTT, G.H.. *Application of Least Squares Regression to Relationships Containing Autocorrelated Error Terms*. Journal of the American Statistical Association, 1949: p. 32-61.
- DE PAULA, G. M. *Cadeia produtiva da Siderurgia. In Estudo de Competitividade por Cadeia Integradas: Um Esforço Coordenado de Criação de Estratégias Compartilhadas*. Brasília: IE-UNICAMP, 2002.
- DUDEWICZ, E. J., MISHRA, S. N.. *Modern Mathematical Statistics*. Wiley, 1988.
- GOMES, C., AIDAR, O., VIDEIRA, R.. *Fusões, Aquisições e Lucratividade: Uma Análise do Setor Siderúrgico Brasileiro*. Revista EconomiA, 2006: 21.
- GRUPO AÇO CIARENCE. *Principais tipos de Aço*. 09 de 03 de 2017. <https://www.grupoacocearense.com.br/blog/vender-mais/principais-tipos-de-aco/> (acesso em 19 de 01 de 2022).
- GUJARATI, D. N. *Basic Econometrics*. McGraw Hill, 1995.

- IAB. *A vida tem aço*. 2020. https://acobrasil.org.br/site/a-vida-tem-aco/?gclid=EAlaIQobChMI7eub_5ah9QIVYORCh3W9gvfEAAYASAAEgIVcPD_BwE (acesso em 19 de 01 de 2022).
- IAB. *História do Aço*. [201-?]. <https://acobrasil.org.br/site/historia-do-aco/> (acesso em 18 de 01 de 2022).
- IBGE. *Índice de Preços ao Produtor: Indústrias Extrativas e de Transformação - IPP*. 2021.
- PATRIA, H. I.. *A fantástica recuperação econômica*. GRIPS Editora, Outubro de 2020.
- PINHEIRO, B. L. As.. *Prevendo o consumo do Aço pela Construção Civil no Distrito Federal em um horizonte de dez anos: utilização de Modelo de Regressão Multivariada Brasília*. DF, Universidade de Brasília, 2010.
- REZENDE, Y. *Informação para negócios: os novos agentes do conhecimento e a gestão do capital intelectual*. Cl. Inf., 2002: p. 120-128.
- SCHERRER, C. M. *A Indústria Siderúrgica Brasileira: Um Estudo Econométrico*. Porto Alegre, RS: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.
- SILVA, C. L. *Inovação e Modernização na Indústria Siderúrgica Brasileira: As Armas para Competir Internacionalmente*. Revista FAE Business, 2002.
- VARIAN, H. R. *Microeconomia. Princípios Básicos*. Campus, 1997.
- ZANINI, A. *Redes Neurais e Regressão Dinâmica: Um Modelo Híbrido para Previsão de Curto Prazo da Demanda de Gasolina Automotiva no Brasil*. Rio de Janeiro, RJ, 28 de Abril de 2000.