

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

ANDRÉ SURIANE DA SILVA

**FILTROS DE CARTÉIS BASEADOS EM DINÂMICAS DE PREÇO:
UMA APLICAÇÃO AO VAREJO DE COMBUSTÍVEIS DO BRASIL**

JUIZ DE FORA - MG
ABRIL DE 2016

ANDRÉ SURIANE DA SILVA

**FILTROS DE CARTÉIS BASEADOS EM DINÂMICAS DE PREÇO:
UMA APLICAÇÃO AO VAREJO DE COMBUSTÍVEIS DO BRASIL**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia.

Área de concentração: Microeconomia Aplicada.

Orientadora: Dra. Silvinha P. Vasconcelos
Coorientador: Dr. Cláudio R. F. Vasconcelos

JUIZ DE FORA - MG
ABRIL DE 2016

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Silva, André Suriane da.

Filtros de cartéis baseados em dinâmicas de preço : uma aplicação ao varejo de combustíveis do Brasil / André Suriane da Silva. -- 2016.

224 p.

Orientadora: Silvinha Pinto Vasconcelos

Coorientador: Cláudio Roberto Fóffano Vasconcelos

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia. Programa de Pós-Graduação em Economia, 2016.

1. Filtros de cartel. 2. varejo de combustíveis. 3. dinâmicas de preço. I. Vasconcelos, Silvinha Pinto, orient. II. Vasconcelos, Cláudio Roberto Fóffano, coorient. III. Título.

André Suriane da Silva

**FILTROS DE CARTÉIS BASEADOS EM DINÂMICAS DE PREÇO:
UMA APLICAÇÃO AO VAREJO DE COMBUSTÍVEIS DO BRASIL**

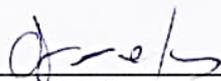
Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora
como requisito parcial para obtenção do título de Doutor
em Economia
Área de concentração: Microeconomia Aplicada.

Avaliada em:27/04/2016

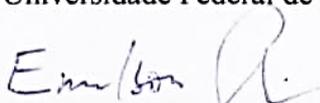
BANCA EXAMINADORA



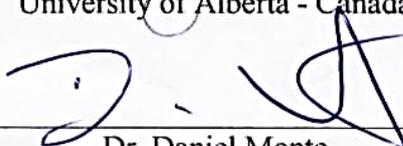
Dr.^a Silvinha Pinto Vasconcelos (Orientador)
Universidade Federal de Juiz de Fora



Dr. Cláudio Roberto Fóffano Vasconcelos (Coorientador)
Universidade Federal de Juiz de Fora



Dr. Emilson Caputo Delfino Silva
University of Alberta - Canadá



Dr. Daniel Monte
Fundação Getúlio Vargas – São Paulo



Dr. Luciano Menezes Bezerra Sampaio
Universidade Federal de Rio Grande do Norte

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, por ter me dado Vida e por proporcionar este momento.

A minha esposa Edcléia, aos meus filhos João e Mariana, aos meus pais Antônio e Maria Lúcia por me apoiarem em todos os momentos.

Aos meus orientadores, Prof^a. Dr^a. Silvinha Pinto Vasconcelos e Prof. Dr. Cláudio Roberto Fóffano Vasconcelos, por todo suporte e dedicação na condução deste trabalho.

A ANP, pela disponibilização dos dados, fundamentais a execução deste trabalho.

A FAPEMIG, UFJF e a PPGE/UFJF pelo apoio financeiro e presença.

Aos meus amigos e colegas de doutorado Juliana, Luiz, Hilton, Viviana, Marcilio e Sandro que também fazem parte desta trajetória.

“We must look at the price system as such a mechanism for communicating information”

(Friedrich Hayek)

Resumo

Este trabalho consiste em identificar e realizar a aplicação de metodologias capazes de filtrar comportamentos anticompetitivos através da análise da dinâmica de preços praticados pelas firmas no mercado de gasolina a varejo do Brasil. O objetivo foi avaliar métodos capazes de filtrar mercados com maior potencial de conluio, analisando padrões de precificação próprios de cartel no setor. A principal justificativa para este estudo, é contribuir na tarefa de reunião de indícios da existência de cartel para o SBDC (Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência), que ainda carece de estudos aprofundados sobre instrumentos de detecção de cartéis. Para a execução dos objetivos, considerou-se os casos de cartel julgados pelo CADE, em conjunto com a caracterização do mercado. Os padrões de precificação associados aos mercados colusivos foram comparados com dados simulados de concorrência, por meio da construção de indicadores estimados por métodos de séries de tempo, para compor estatísticas próprias de cada natureza competitiva. Os modelos de séries de tempo utilizados foram baseados em testes de: cointegração, assimetria de preço, variância, quebras estruturais e mudanças de regime. Por fim, os indicadores foram avaliados quanto à capacidade de diferenciar comportamento colusivo de competitivo no mercado de gasolina a varejo do Brasil, e conjuntamente foi construído um indicador para diferenciação destes comportamentos. Os resultados gerais mostraram que dinâmicas de preço são relevantes para filtrar cartel, sendo as análises de variância ao longo do tempo, variância entre firmas e mudanças de regime de precificação, os mais significativos para inferir a possibilidade de conluio.

Palavras chave: Filtros de cartel, varejo de combustíveis, dinâmicas de preço.

Abstract

This work aims to identify and implement methodologies capable of filtering anticompetitive behavior by analyzing the dynamics of firms' prices in the Brazil's retail gas market. The objective was to evaluate methods capable to filter markets with the greatest collusion potential, analyzing pricing patterns similar to ones used by the sector's cartels. The main reason for this study is to contribute in the existing cartel evidences to the SBDC (Brazilian System of Competition Defense), which still lacks depth studies on cartel detection instruments. To implement the proposed objectives, it analyzed the cartel cases judged by CADE along with the characterization of the market. The pricing patterns associated with collusive market were compared with simulated competition data, through the construction of indicators estimated by time series methods to compose own statistics of each competitive nature. The time series models chosen were based on the tests of: cointegration, price asymmetry, variance, structural breaks and changes of regimes. Finally, it evaluated the indicators on their ability to differentiate competitive from collusive behavior in Brazil's retail gas market, also it was built an indicator to differentiate these behaviors. The overall results showed that are relevant dynamic price for filtering cartel being analyzes of variance over time , variance between firms and pricing regime changes, the most significant to infer the possibility of collusion.

Keywords: cartel filters, retail fuel, price dynamics.

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
FIGURA 2.1. JOGO ESTÁTICO DO DILEMA DOS PRISIONEIRO	25
FIGURA 2.2. DADOS DO SETOR DE COMBUSTÍVEIS PARA VEÍCULOS LEVES EM 2014	50
FIGURA 2.3. LOGÍSTICA DA DISTRIBUIÇÃO DE COMBUSTÍVEIS NO BRASIL	54
FIGURA 2.4. DISPERSÃO DAS USINAS DE ETANOL NO BRASIL	57
FIGURA 5.1. PROCESSO DE CLASSIFICAÇÃO BINÁRIA	147
FIGURA 5.2. DISPERSÃO ESPACIAL DOS MUNICÍPIOS ANALISADOS E MUNICÍPIOS COM PROBABILIDADE DE CARTEL ELEVADA SEGUNDO O MODELO BOOST	168
FIGURA 5.3. DISPERSÃO ESPACIAL DOS MUNICÍPIOS ANALISADOS E MUNICÍPIOS COM PROBABILIDADE DE CARTEL ELEVADA SEGUNDO O MODELO LOGIT	169

ÍNDICE DE GRÁFICOS

	Página
GRÁFICO 2.1. PREÇO INTERNACIONAL DO BARRIL DE PETRÓLEO EM R\$, DE 2005 A 2015	51
GRÁFICO 2.2. PREÇO DA GASOLINA TIPO A NAS REFINARIAS DO BRASIL, DE 2005 A 2015	52
GRÁFICO 2.3. PREÇO DA GASOLINA TIPO A NO ATACADO EM 2014.....	55
GRÁFICO 2.4. CONSUMO NACIONAL DE ÁLCOOL E GASOLINA	57
GRÁFICO 2.5. DISPERSÃO DOS PREÇOS DO ETANOL EM 2014	58
GRÁFICO 3.1. PREÇO E RESULTADOS DO MERCADO SIMULADO	75
GRÁFICO 3.2. TESTE TAR DE COINTEGRAÇÃO PARA O MERCADO SIMULADO	75
GRÁFICO 3.3. PREÇO E RESULTADOS DO MERCADO DE SÃO PAULO	76
GRÁFICO 3.4. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA SÃO PAULO	77
GRÁFICO 3.5. PREÇO E RESULTADOS DE BAURU	78
GRÁFICO 3.6. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA BAURU	78
GRÁFICO 3.7. PREÇO E RESULTADOS DE BELO HORIZONTE	79
GRÁFICO 3.8. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA BELO HORIZONTE	80
GRÁFICO 3.9. PREÇO E RESULTADOS DE BLUMENAU	81
GRÁFICO 3.10. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA BLUMENAU	81
GRÁFICO 3.11. PREÇO E RESULTADOS DE BRASÍLIA	82
GRÁFICO 3.12. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA BRASÍLIA	83
GRÁFICO 3.13. PREÇO E RESULTADOS DE CAMPINAS.....	84
GRÁFICO 3.14. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA CAMPINAS.....	85
GRÁFICO 3.15. PREÇO E RESULTADOS DE CAXIAS DO SUL.....	85
GRÁFICO 3.16. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA CAXIAS DO SUL.....	86
GRÁFICO 3.17. PREÇO E RESULTADOS DE FLORIANÓPOLIS	87
GRÁFICO 3.18. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA FLORIANÓPOLIS	87
GRÁFICO 3.19. PREÇO E RESULTADOS DE GOIÂNIA	88
GRÁFICO 3.20. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA GOIÂNIA	89
GRÁFICO 3.21. PREÇO E RESULTADOS DE LAGES.....	90
GRÁFICO 3.22. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA LAGES	90
GRÁFICO 3.23. PREÇO E RESULTADOS DE LONDRINA	91
GRÁFICO 3.24. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA LONDRINA	91
GRÁFICO 3.25. PREÇO E RESULTADOS DE MANAUS	92
GRÁFICO 3.26. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA MANAUS	93
GRÁFICO 3.27. PREÇO E RESULTADOS DE RECIFE	94
GRÁFICO 3.28. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA RECIFE	94
GRÁFICO 3.29. PREÇO E RESULTADOS DE RIBEIRÃO PRETO.....	95
GRÁFICO 3.30. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA RIBEIRÃO PRETO.....	95
GRÁFICO 3.31. PREÇO E RESULTADOS DE SALVADOR.....	96
GRÁFICO 3.32. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA SALVADOR.....	97
GRÁFICO 3.33. PREÇO E RESULTADOS DE SANTA MARIA	97
GRÁFICO 3.34. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA SANTA MARIA	98
GRÁFICO 3.35. PREÇO E RESULTADOS DE SÃO LUÍS	99
GRÁFICO 3.36. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA SÃO LUÍS	99
GRÁFICO 3.37. PREÇO E RESULTADOS DE TERESINA.....	100
GRÁFICO 3.38. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA TERESINA.....	100
GRÁFICO 3.39. PREÇO E RESULTADOS DE VITÓRIA	101
GRÁFICO 3.40. RESULTADOS DO MODELO TAR PARA VITÓRIA	102
GRÁFICO 4.1. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA SÃO PAULO E O MERCADO CONCORRENCIAL.....	111

GRÁFICO 4.2. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA SÃO PAULO E O MERCADO SIMULADO.....	111
GRÁFICO 4.3. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA BAURU E O MERCADO SIMULADO.....	112
GRÁFICO 4.4. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA BELO HORIZONTE E O MERCADO SIMULADO.....	113
GRÁFICO 4.5. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA BELO HORIZONTE E O MERCADO SIMULADO.....	114
GRÁFICO 4.6. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA BLUMENAU E O MERCADO SIMULADO.....	114
GRÁFICO 4.7. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA BRASÍLIA E O MERCADO SIMULADO.....	115
GRÁFICO 4.8. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA BRASÍLIA E O MERCADO SIMULADO...	116
GRÁFICO 4.9. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA CAMPINAS E O MERCADO SIMULADO.....	116
GRÁFICO 4.10. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA CAMPINAS E O MERCADO SIMULADO.....	117
GRÁFICO 4.11. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA CAXIAS DO SUL E O MERCADO SIMULADO.....	118
GRÁFICO 4.12. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA FLORIANÓPOLIS E O MERCADO SIMULADO.....	119
GRÁFICO 4.13. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA GOIÂNIA E O MERCADO SIMULADO.....	119
GRÁFICO 4.14. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA LAGES E O MERCADO SIMULADO.....	120
GRÁFICO 4.15. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA LONDRINA E O MERCADO SIMULADO.....	121
GRÁFICO 4.16. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA MANAUS E O MERCADO SIMULADO.....	121
GRÁFICO 4.17. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA RECIFE E O MERCADO SIMULADO.....	122
GRÁFICO 4.18. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA RIBEIRÃO PRETO E O MERCADO SIMULADO.....	123
GRÁFICO 4.19. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA RIBEIRÃO PRETO E O MERCADO SIMULADO.....	124
GRÁFICO 4.20. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA SALVADOR E O MERCADO SIMULADO.....	124
GRÁFICO 4.21. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA SALVADOR E O MERCADO SIMULADO.....	125
GRÁFICO 4.22. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA SANTA MARIA E O MERCADO SIMULADO.....	126
GRÁFICO 4.23. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA SÃO LUÍS E O MERCADO SIMULADO.....	126
GRÁFICO 4.24. RESULTADOS DO MODELO AARCH PARA SÃO LUÍS E O MERCADO SIMULADO.	127
GRÁFICO 4.25. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA TERESINA E O MERCADO SIMULADO.....	128
GRÁFICO 4.26. RESULTADOS DA EQUAÇÃO DE PREÇOS PARA VITÓRIA E O MERCADO SIMULADO.....	128
GRÁFICO 4.27. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME DE O MERCADO SIMULADO.....	129
GRÁFICO 4.28. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME DE SÃO PAULO.....	130

GRÁFICO 4.29. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME DE BAURU.....	131
GRÁFICO 4.30. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME DE BELO HORIZONTE	131
GRÁFICO 4.31. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME DE BLUMENAU	132
GRÁFICO 4.32. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME PARA BRASÍLIA.....	133
GRÁFICO 4.33. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO CAMPINAS.....	133
GRÁFICO 4.34. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO CAXIAS DO SUL.....	134
GRÁFICO 4.35. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO FLORIANÓPOLIS	134
GRÁFICO 4.36. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO GOIÂNIA	135
GRÁFICO 4.37. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO LAGES.....	136
GRÁFICO 4.38. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME EM LONDRINA	136
GRÁFICO 4.39. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO MANAUS	137
GRÁFICO 4.40. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO RECIFE	137
GRÁFICO 4.41. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO RIBEIRÃO PRETO.....	138
GRÁFICO 4.42. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME EM SALVADOR.....	139
GRÁFICO 4.43. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME EM SANTA MARIA	139
GRÁFICO 4.44. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME EM SÃO LUÍS	140
GRÁFICO 4.45. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME NO TERESINA.....	141
GRÁFICO 4.46. PROBABILIDADE DE MUDANÇA DE REGIME EM VITÓRIA.....	141
GRÁFICO 5.1. DISPERSÃO DOS PARÂMETROS B ANTES E APÓS A PADRONIZAÇÃO.....	153
GRÁFICO 5.2. PARÂMETROS DA RELAÇÃO DE LONGO PRAZO	154
GRÁFICO 5.3. PARÂMETROS DO MODELO ARIMA.....	155
GRÁFICO 5.4. COEFICIENTE DE VARIAÇÃO DE PREÇOS E MARGEM MÉDIA NO TRIMESTRE.	156
GRÁFICO 5.5. DINÂMICA DE PREÇOS NOS MERCADOS SELECIONADOS	159
GRÁFICO 5.6. DISPERSÃO DOS PARÂMETROS DA EQUAÇÃO DE LONGO PRAZO.	160
GRÁFICO 5.7. DISPERSÃO DOS PARÂMETROS DO MODELO ARIMA	161
GRÁFICO 5.8. COEFICIENTE DE VARIAÇÃO DE PREÇOS E MARGEM PERCETUAL.	161

ÍNDICE DE QUADROS

	Página
QUADRO 2.1. REGRAS DE PRECIFICAÇÃO QUE LEVAM A PARALELISMO DE PREÇOS.....	33
QUADRO 2.2. POSSÍVEIS MARCADORES DOS PREÇOS SOB CARTEL.....	40
QUADRO 2.3. ELEMENTOS FACILITADORES DE ACORDOS COLUSIVOS	47
QUADRO 2.4. CARACTERÍSTICAS QUE FACILITAM ACORDOS COLUSIVOS NO SETOR DE COMBUSTÍVEIS	62
QUADRO 5.1. PERÍODOS CONSIDERADOS COLUSIVOS.....	148
QUADRO 5.2. DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	150

ÍNDICE DE TABELAS

	Página
TABELA 2.1. CUSTOS RELATIVOS DE TRANSPORTE EM RELAÇÃO AO TRANSPORTE FERROVIÁRIO	53
TABELA 2.2. MÉDIA DE PREÇOS POR BANDEIRA EM 2014 PARA MUNICÍPIOS SELECIONADOS	61
TABELA 2.3. PROCESSOS DE CARTEL NO VAREJO BRASILEIRO DE COMBUSTÍVEIS ABERTOS PELO CADE, 1996 A 2013	63
TABELA 5.1. DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA DA DEPENDENTE	149
TABELA 5.2. RESUMO DAS VARIÁVEIS USADAS COM SIMULAÇÕES	156
TABELA 5.3. DADOS CLASSIFICADOS PARA ESTIMAÇÃO	157
TABELA 5.4. RESULTADO DO MODELO COM SIMULAÇÕES	158
TABELA 5.5. RESUMO DAS VARIÁVEIS DO MODELO	162
TABELA 5.6. DADOS CLASSIFICADOS PARA ESTIMAÇÃO	163
TABELA 5.7. RESULTADO DO MODELO SEM DADOS SIMULADOS.	163

SUMÁRIO

	Página
1 INTRODUÇÃO	15
2 FILTROS DE CARTÉIS E O MERCADO DE COMBUSTÍVEIS NO BRASIL	19
2.1 Considerações iniciais.....	19
2.2 Filtros de cartéis.....	20
2.2.1 Exemplo ilustrativo de estratégias colusivas.....	24
2.2.2 Marcadores de cartéis.....	27
2.3 O mercado de gasolina.....	46
2.3.1 Características do setor.....	49
2.3.2 A Distribuição	52
2.3.3 A integração da cadeia do etanol.....	55
2.3.4 O Varejo	59
2.3.5 Histórico de conluios no varejo.....	63
2.4 Considerações finais	66
3 DINÂMICAS DE PREÇO EM MERCADOS CARTELIZADOS: UMA APLICAÇÃO DE MODELOS DE COINTEGRAÇÃO	68
3.1 Considerações iniciais.....	68
3.2 Metodologia	69
3.2.1 Modelos de cointegração.....	69
3.2.2 Fonte e natureza dos dados.....	72
3.3 Resultados.....	74
3.4 Considerações finais	102
4 DINÂMICAS DE PREÇO EM MERCADOS CARTELIZADOS: UMA APLICAÇÃO DOS MODELOS DE VARIÂNCIA E MUDANÇA DE REGIME.....	104
4.1 Considerações iniciais.....	104
4.2 Metodologia	105
4.2.1 Modelo de análise de variância	105
4.2.2 Modelo de mudança de regime	107
4.3 Resultados.....	110
4.3.1 Resultados do modelo de análise de variância	110
4.3.2 Resultados do modelo de mudança de regime	129
4.4 Considerações finais	141
5 TESTANDO FILTROS DE CARTEL PARA O VAREJO DE GASOLINA DO BRASIL 143	
5.1 Considerações iniciais.....	143
5.2 Metodologia	144
5.2.1 Modelos empíricos	144
5.2.2 Natureza dos dados.....	147
5.3 Resultados.....	154
5.3.1 Modelo com dados simulados	154
5.3.2 Modelo sem dados simulados	159
5.4 Considerações finais	169
6 CONCLUSÃO	171
REFERÊNCIAS	173
ANEXOS	184
Anexo 1. Quadro de referências empíricas.....	185
Anexo 2. Processos Administrativos contra cartel	188
Anexo 3. Cointegração TAR	191

Anexo 4. Modelagem ARCH.....	193
Anexo 5. Modelo Markoviano de Mudança de Regime.....	196
Anexo 6. Algoritmo do modelo Boost Logit.....	200
Anexo 7. Municípios Analisados.....	201
APÊNDICE	203
Apêndice 1. Resultado do teste DFGLS por Município	204
Apêndice 2. Modelos de Cointegração	210
Apêndice 3. Modelos Arch	212
Apêndice 4. Resultados dos modelos de mudança de regime	219
Apêndice 5. Municípios selecionados para compor o modelo final.....	223

1 INTRODUÇÃO

Em uma retomada recente de ações que atingiram o mercado de combustíveis do Brasil, o Conselho Administrativo de Defesa Econômica (CADE), aplicou multas a diversos cartéis de postos de gasolina espalhados pelo país, com valores que somaram R\$ 120 milhões, além de perdas de quaisquer benefícios e incentivos fiscais pelo Estado¹. Estas medidas buscaram, além da defesa da concorrência, fortalecer o papel do órgão na identificação e punição de cartel, para que novos acordos tenham seus interesses minados, como destacou o presidente do CADE, Vinícius Marques de Carvalho, em entrevista:

O objetivo dessas decisões é coibir cartéis em todo o território nacional. Esses julgamentos mostram aos donos de postos de combustíveis no país inteiro que, se houver um comportamento inadequado do ponto de vista competitivo, **a chance de que o CADE identifique e puna essa conduta com o rigor necessário é muito grande** [grifo do autor]. (CADE, 2013)

Adicionalmente, a sucessão de casos julgados em um único ano, perante o número de processos acumulados, parece ser uma tentativa de reduzir o volume de arquivamentos por prescrições.

A dificuldade enfrentada pelo CADE, de identificação e punição dos cartéis no setor de combustíveis, reflete, em certa medida, também um problema da Teoria Econômica quanto à análise de comportamentos colusivos. O cartel é reconhecido dentro da literatura como um problema persistente, do qual pouca informação se consegue extrair. Parte disto se deve à dificuldade em identificar o cartel e, mesmo quando identificado, informações sobre seu funcionamento são restritas, o que impede uma pesquisa mais aprofundada do processo. Com isto, apesar do esforço teórico e empírico em criar ou aprimorar os meios para identificar cartéis a um custo social aceitável², os resultados ainda são considerados imaturos ou inconsistentes para compor indícios ou provas³ contra cartel (Doane et al. 2013).

¹ As cidades que tiveram postos condenados em 2013 foram Manaus (AM), Bauru (SP), Londrina (PR), Teresina (PI) e Caxias do Sul (RS).

² O custo de se identificar cartel não pode ser maior que o custo social de sua existência.

³ O termo prova é usado neste trabalho dentro conceito do Código de Processo Civil para fins legais de avaliação de um processo judicial. Nas definições do Código de Processo Civil (Brasil, 2015a), qualquer elemento obtido legalmente e moralmente legítimo para provar a verdade dos fatos e influir eficazmente na convicção do juiz. Para o caso do cartel especificamente, a Lei Nº 12.529 (Brasil, 2011), dispõe para qualquer elemento comprobatório das ações dos agentes envolvidos no mercado que resultem em: I - limitar, falsear ou de qualquer forma prejudicar a livre concorrência ou a livre iniciativa; II - dominar mercado relevante de bens ou serviços; III - aumentar arbitrariamente os lucros; e IV - exercer de forma abusiva posição dominante.

Portanto, a literatura sobre cartéis⁴ ainda tem um longo caminho a percorrer, no sentido de ligar resultados empíricos e teóricos como instrumentos para identificar cartel. Nesta trajetória, a principal dificuldade é modelar uma grande diversidade de possíveis características relacionadas ao equilíbrio colusivo. Isto porque os mercados podem apresentar perfis estruturais diversos, impossibilitando seu delineamento em um único jogo. Esta diversidade de características estruturais e estratégicas ocasiona uma análise empírica até certo ponto limitada a mercados onde existe uma suspeita ou histórico de conluio.

Os atuais avanços nas pesquisas econômicas em identificação de cartel consistem no desenvolvimento de metodologias baseadas na análise de padrões de variáveis estratégicas, como preço, com o intuito de capturar quais são as firmas e mercados onde o cartel é mais provável. Esta caracterização de indícios parte da observação e análise sistemática dos efeitos que estratégias colusivas têm sobre as variáveis relevantes observáveis, a fim de criar instrumentos que permitam sua identificação (Harrington, 2005; Doane *et al.*, 2013).

Apesar da associação de comportamentos colusivos às dinâmicas de variáveis estratégicas não compor propriamente uma prova contra o cartel, ela permite avanços significativos na atividade de filtragem de quais mercados podem apresentar este comportamento, sendo, portanto, um ponto de partida para investigações minuciosas. Entre os avanços recentes em filtrar cartéis, destacam-se as metodologias que buscam associar dinâmicas de preço ao comportamento colusivo. Isto decorre especialmente da relativa acessibilidade por avaliadores externos ao mercado aos dados de preços e à sensibilidade destes as mudanças comportamentais dos agentes no curto prazo. Mas, por não serem características universais de cartéis, pela própria interação entre agentes e diferenças entre mercados, é preciso estabelecer quais padrões de precificação podem diferenciar cartéis de concorrência efetiva em cada mercado (Harrington, 2005; Perloff *et al.* 2007).

Voltando então à relação entre o problema da insuficiência teórica e empírica sobre a ação dos órgãos de defesa da concorrência, estes têm ações limitadas na identificação dos cartéis. Primeiro, porque faltam instrumentos replicáveis e eficientes que possam ser usados na composição de provas. Segundo, pela dificuldade prática de monitorar um grande número de mercados ou em obter informações privadas das empresas, estando elas em conluio ou não (SDE, 2008; Harrington, 2005; Harrington e Chen, 2006; Doane *et al.*, 2013). Estes

⁴ Neste trabalho as definições “conluio” e “cartel” são empregadas de forma diferente: o termo “conluio” é empregado como uma definição generalista de acordos entre firmas abrangendo a maioria de acordos cooperativos; por outro lado o emprego da definição de cartel é mais pontual e abrange apenas acordos explícitos ilegais pela definição da lei do Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência (SBDC-Lei nº 12.529 - Brasil, 2011).

problemas impedem até mesmo que uma investigação mais profunda aconteça pela falta de evidências que a justifiquem, visto que a simples suspeita não constitui elemento para a investigação. Além disso, uma investigação quando o cartel não existe pode afetar negativamente a credibilidade dos órgãos de defesa da concorrência. Portanto, a construção de ferramentas replicáveis para filtrar cartéis, que fossem relativamente acessíveis aos órgãos de defesa da concorrência poderia contribuir na composição de um conjunto de instrumentos interessantes na tarefa de detecção e punição de comportamento colusivo pelas firmas.

Não somente no Brasil, mas também no mundo, o mercado varejista de combustíveis é considerado emblemático quanto à presença de cartéis⁵ e, por isso, um dos mais promissores quanto à avaliação empírica de métodos de triagem de cartéis. A justificativa para o estudo deste mercado se daria, portanto, pela indicação de que há nele um caráter intrínseco de persistência e estabilidade em situações de cartel, mesmo perante um constante monitoramento de preços pela ANP⁶. Além disso, a dimensão espacial e econômica e o excessivo número de agentes envolvidos em único cartel neste mercado⁷, muito além do esperado de um cartel estável pela teoria⁸, tornam os custos de uma investigação elevados para monitorar todo o setor no país (CADE, 2014). Filtrar os possíveis candidatos à investigação, pelos modelos de associação de dinâmicas de preços e comportamento colusivo, pode ser então uma alternativa para o SBDC reduzir custos e aumentar a eficiência na detecção de cartéis, sem tomar decisões arriscadas⁹ na investigação e punição de cartel.

Resumindo, a conjugação de uma Teoria Econômica ainda em construção no que diz respeito à classificação clara dos mercados sob conluio, com uma atuação questionável do SBDC, que em grande parte depende de investigações policiais e tem dificuldade em obter informações sobre o processo de fixação de preços pelas empresas, torna o cartel no setor de combustíveis um problema com graves prejuízos para a nação. Uma solução, em vista da grande dimensão espacial e econômica do mercado de combustíveis, seria reduzir o campo de atuação da investigação apenas àqueles mercados em que existam indícios preliminares da

⁵ CADE (2015), Esposito e Ferrero (2006), Hastings (2004), Goto e McKenzie (2002), Scherer (1996) e Slade (1992).

⁶ Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustível, agência reguladora do setor de combustíveis.

⁷ Nos casos de cartel investigados pelo CADE (2015) o número de agentes envolvidos em um único cartel superava com frequência 40 agentes podendo chegar à até 100 envolvidos (Anexo A).

⁸ Ver: Grossman (2004).

⁹ Os órgãos de defesa da concorrência podem perder credibilidade se cometerem o erro de punir cartel quando ele não existe. No entanto, deixar de punir cartel quando ele existe tem um impacto menor sobre a sua credibilidade. Assim, minimizar riscos é principalmente evitar punições equivocadas (Grossman, 2004; Perloff *et al.*, 2007; Harrington, 2005).

atuação do cartel. Neste contexto, o problema de pesquisa deste estudo é: como identificar mercados potencialmente colusivos no varejo de gasolina do Brasil?

Para compor elementos que sejam indícios eficazes na detecção preliminar de prováveis cartéis no setor varejista de gasolina, este trabalho tem como principal objetivo avaliar métodos capazes de filtrar mercados com maior potencial de conluio. Os objetivos específicos são: levantar as principais contribuições da literatura sobre filtros de cartéis; traçar o perfil do varejo de gasolina; identificar padrões ou dinâmicas de preço próprias de cartel; classificar os melhores indicadores para cartel neste mercado; avaliar o perfil competitivo do setor.

Este trabalho contribui primeiramente: em criar elementos que possam ser usados para selecionar mercados mais prováveis de praticar cartel, para uma investigação mais profunda pelos órgãos de defesa de concorrência; em segundo, em avançar na literatura empírica de estratégias dinâmicas de precificação ao construir padrões de comportamento desta variável para mercados competitivos e colusivos no mercado de combustíveis; e, em terceiro, em testar métodos econométricos e estatísticos capazes de diferir estratégia competitiva de colusiva com os padrões de precificação analisados.

Para a execução dos objetivos, além desta introdução, é apresentada a revisão de literatura sobre filtros de cartéis, em conjunto com as características de mercado no setor de combustíveis, no capítulo 2. Nos capítulos 3 e 4 são identificadas as dinâmicas de preços próprias de cartel e concorrência efetiva, utilizando métodos de séries de tempo para compor destas estatísticas. No capítulo 5, os indicadores são avaliados quanto à capacidade de diferenciar comportamento colusivo de competitivo no mercado de gasolina a varejo do Brasil, e conjuntamente é construído um indicador para esta diferenciação, com base nos resultados dos capítulos 3 e 4.

2 FILTROS DE CARTÉIS E O MERCADO DE COMBUSTÍVEIS NO BRASIL

2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A literatura econômica sobre detenção de cartel tem duas abordagens distintas: a primeira, relacionada à discussão de mudanças estruturais que estimulem a concorrência e retire características de mercado próprias de cartel, como barreiras a entrada; a segunda tem como base a teoria dos jogos e concentra-se em medidas no campo das estratégias para reduzir os incentivos ou ganhos de fazer cartel, como aumentos nas punições e na probabilidade de detecção (Grossman *et al.* 2004; Perloff *et al.* 2007; Harrington, 2005; Tirole, 1988).

Para fins deste estudo, as análises são baseadas na segunda abordagem. Contudo, não se desconsidera as contribuições da abordagem estrutural, fundamentadas especialmente nas condições que propiciam o surgimento e manutenção do cartel, sendo alguns de seus elementos ressaltados na seção 2.3.

Deter cartel no campo das estratégias pode implicar duas ações específicas dos SDC: aumentar penas, como multas, reclusão ou impedimento de participação no mercado para agentes coniventes, ou aumentar a probabilidade de detecção. Estas ações têm com intuito principal reduzir os ganhos de se fazer cartel. Punição e identificação, no entanto, não são medidas desassociadas pois, para punir, é necessário identificar e não adianta identificar se não existe punição. Assim, nenhuma multa será suficientemente alta se os agentes não acreditam que serão pegos ou punidos. Neste caso, aumentos das multas devem também ser associados com aumento na probabilidade de detecção, pois uma ou outra sendo fraca tornará vantajoso o cartel no longo prazo (Harrington e Chen, 2006).

Meios para identificação do cartel estão relativamente longe de uma um resultado satisfatório. Cartéis, pela sua própria ação criminosa, são secretos e existem pouquíssimos elementos que permitam sua identificação sem uma investigação policial que envolva escutas telefônicas ou outro elemento de interação entre os agentes coniventes. E, se identificar cartel é um problema, aumentar punições com intuito de detê-los será inútil. Adicionalmente, a própria noção prévia de das estratégias dos cartéis já descrita na literatura é dependente da possibilidade de detecção e punição (Harrington e Chen, 2006). Na verdade estas duas

variáveis são as únicas diretamente influentes no comportamento estratégico do cartel no curto prazo, que implicam em ações do SDC.

Por ser relativamente mais dependente de técnicas empíricas de verificação e ainda estar em amadurecimento, a questão de como identificar cartéis tem sido um campo proeminente de novas pesquisas nas últimas décadas (Doane *et al.*, 2013). A probabilidade de detecção é destacada na literatura¹⁰ como meio eficaz de reduzir os ganhos esperados do cartel se a multa for relevante. Mas ainda não existe um método universal na Teoria Econômica que permita inferir a existência de cartel em determinado mercado, e é provável que a afirmação final ainda dependa de uma investigação criminal para além das inferências estatísticas ou econômicas. Contudo, as provas econômicas podem servir de antemão para filtrar os principais candidatos para investigação.

Tendo estas perspectivas em vista, o presente capítulo, além desta introdução, apresenta: na seção 2.2, uma revisão de literatura acerca de filtros de cartel e equilíbrio colusivo(em especial, ressaltam-se os elementos associados às dinâmicas de precificação que podem ser usados para indicar cartel); na seção 2.3, busca-se traçar o perfil do setor de combustíveis a varejo com o intuito de identificar as condições para permanência do cartel; e na seção 2.4, estão as considerações finais do capítulo.

2.2 FILTROS DE CARTÉIS

Diversas organizações de cunho nacional, como o CADE (2013), e internacional, como a OECD (2000), têm destacado o papel dos cartéis no aumento de preços pelo mundo, causando perdas em bilhões de dólares¹¹. Por definição, o cartel é um acordo colusivo horizontal e ilegal¹², nos termos da Lei 12.529 entre firmas concorrentes de um mesmo mercado geográfico e/ou material com o intuito principal de aumentar lucros via manipulação de variáveis estratégicas, como preço e quantidade (Brasil, 2011). O efeito central do cartel está em termos das perdas de bem-estar social, pois, como o objetivo do cartel é a obtenção do lucro de monopólio, ele resulta em um peso morto associado ao menor nível de consumo e maiores preços no mercado final, em comparação ao nível de concorrência (Tirole, 1988).

¹⁰ Ver Doane *et al* (2013), Harrington e Chen (2006) e Harrington (2005).

¹¹ Ver Grossman (2004).

¹² O termo horizontal deriva da forma como as firmas se relacionam no mercado, se elas estão em um mesmo nível de mercado, exemplo varejo, sua relação é horizontal, se, no entanto, o nível de atuação das firmas é diferente, como atacado e varejo, a relação destas é vertical.

O cartel é uma das formas de acordos colusivos que pode ser classificado como tácito ou explícito. No cartel tácito, não há troca direta de informações e ele deriva de expectativas dos agentes sobre reações de seus concorrentes a suas ações. Por exemplo, uma firma pode aumentar seu preço com a expectativa de ser seguida por suas concorrentes, e, por consequência, manter sua parcela de mercado com lucros maiores. Desta forma, sob um acordo colusivo tácito, as firmas precificam conforme as decisões de outras, sem que haja coordenação prévia entre elas, maximizando lucro conjuntamente. Cartéis de cunho tácito não são, no entanto, alvos de análise empírica, sendo que um dos principais motivos é a dificuldade de sua identificação e a falta de uma estrutura teórico-empírica que permita uma análise minuciosa de seu comportamento (Harrington, 2005).

Já o acordo colusivo explícito ocorre quando há a ação coordenada e articulada por meio de troca de informações prévias entre os concorrentes, com o intuito principal de manter ou aumentar lucros acima do concorrencial, podendo prever fiscalização e punições para os participantes que infringirem acordo. Em alguns casos, estes cartéis explícitos podem até ser institucionalmente estabelecidos, como a Organização dos Países Exportadores de Petróleo (OPEP), que busca fixar o preço do petróleo internacionalmente. Pode ser ainda que os cartéis recebam incentivos institucionais, como as associações de produtores rurais que buscam negociar conjuntamente os preços de seus produtos nos mercados. Mas, em geral, a tarefa de identificação de cartel recai principalmente nos acordos explícitos secretos, onde a manipulação de variáveis de mercado é ilegal e fere o interesse público ao estabelecer lucros de monopólio (Porter, 2005).

Paradoxalmente, a literatura em Organização Industrial¹³ mostra que a competição é o resultado final de médio/longo prazo para qualquer mercado onde existem concorrentes. Ou seja, tomando isto como base, pode-se afirmar que cartel não deveria ser uma fonte de preocupação a ponto de demandar tantos recursos em seu combate. Contudo, também existe a indicação que não são raros cartéis que perduram por anos ou décadas, apesar de muitos outros se extinguirem durante um curto período de tempo¹⁴. Assim, as constatações de existência de cartéis de longa duração não sugerem que a competição seja o único equilíbrio estável de longo prazo. Cartéis podem sim ser estáveis no longo prazo e causar prejuízos substanciais a uma geração inteira. Neste caso, parece plausível concordar com ações antitrustes que favoreçam a concorrência na presença do conluio (Grossman, 2004).

¹³ Ver Tirole (1988) e Perloff *et al.*, (2007).

¹⁴ Ver Grossman (2004), Porter (2005) e Perloff *et al.*, (2007).

Os cartéis podem ser diferenciados ainda pela forma com que as firmas se relacionam no mercado, se por leilão ou se pelo mecanismo de preço¹⁵. Os acordos de leilão geralmente são de lances fechados em que as firmas não sabem quais os preços mínimos serão oferecidos entre as firmas. Assim, a coordenação entre firmas quase sempre depende de um forte arranjo direto entre elas, pré-leilão. Neste caso em que só uma firma será vencedora, conluio tem que ser explícitos, para que os ganhos possam ser repartidos. Nos mercados em que as firmas têm como variáveis estratégicas preços, o estabelecimento do cartel pode ser menos custoso em relação ao de leilões, podendo existir até mesmo tacitamente, pois é mais fácil sua operação via monitoramento e punição das infrações de acordo (Harrington, 2005).

Além das características que diferenciam as formas de interação entre empresas (leilão, varejo, acordo vertical ou horizontal), existem outras formas de interação entre firmas que alteram os ganhos, entre elas: a possibilidade de haver pagamentos colaterais, como subcontratação (a empresa ganhadora de um leilão, por exemplo, pode repassar pagamentos para as concorrentes via subcontratação de atividades); o nível de comunicação e informação entre empresas, pois quanto mais bem informadas sobre suas concorrentes, mais fácil é o monitoramento e a coordenação para o cartel; e a preocupação em ser identificado, pois se as empresas esperam uma fiscalização, elas podem buscar mascarar o conluio (Porter, 2005, Tirole, 1988; Perloff *et al.*, 2007 e Harrington e Chen, 2006).

Na última década, houve um esforço na literatura econômica em propor elementos teórico-empíricos que fornecessem indícios quanto ao funcionamento e existência do cartel em determinados mercados¹⁶. Apesar da literatura sobre o tema não ser tão nova, com o primeiro trabalho seminal de Stigler¹⁷ (1964), a pesquisa na área tem sido aclamada na literatura, tendo como exemplo o Prêmio de Ciências Econômicas de 2014 para Tirole¹⁸, citando principalmente seus estudos sobre poder e regulação de mercados.

As primeiras discussões sobre cartel foram em torno da sua existência, logo provada especialmente por pesquisas empíricas, depois modeladas dentro da teoria principalmente com a modelagem de Teoria dos Jogos (Grossman, 2004; Tirole, 1988). A literatura econômica parece ter chegado a uma resposta quanto a estas questões mesmo que não tenha uma ampla unanimidade, pois cartéis existem e podem durar (Grossman, 2004). Diante desta

¹⁵ O relacionamento das firmas no mercado através de preço não significa que esta seja a variável estratégica, mas apenas como as estratégias das firmas podem ser identificadas no preço.

¹⁶ Ver Grossman (2004), Harrington (2005), Porter (2005), Perloff *et al.*, (2007) e Doane *et al.*, (2013).

¹⁷ Prêmio em memória de Alfred Nobel de 1982 "*Pelos seus estudos fundamentais sobre o funcionamento da estrutura de mercados e das causas e efeitos do controle estatal*".

¹⁸ Prêmio em memória de Alfred Nobel de 2014 de Jean Tirole tem situação similar ao mesmo prêmio de 1982 a Stigler "*Por sua análise do poder e regulação do mercado*".

constatação da teoria formou-se uma nova questão: como rastreá-los? (Grossman, 2004; Harrington, 2005; Porter, 2005; Perloff *et al.*, 2007).

Apesar de existir cada vez mais elementos empíricos e teóricos que permitam estudar cartéis, eles ainda não são fáceis de identificar, e sua descoberta pode depender de elementos internos do próprio cartel, como a delação (Grossman, 2014). Os órgãos relacionados à promoção da concorrência têm uma difícil tarefa em identificá-los, seja pela dimensão econômica, territorial e populacional que os mercados têm ou pela dificuldade em se obter informações sobre empresas e comportamentos em níveis privados (Harrington e Chen, 2006). As próprias leis são limitantes ao demandarem provas diretas de ações com clara violação da concorrência (Brasil, 2011). Adicionalmente, a identificação da existência do cartel pode depender de uma série de informações e de corpo técnico adequado para utilizá-la e obter alguma clareza quanto aos resultados.

Harrington (2005), analisando o problema de identificação de cartel, propõe a separação em etapas de busca de elementos para julgar cartel. Para o autor, a verificação de cartel pode ser dividida em três etapas: filtragem, verificação e acusação. Vendo estas mais de perto, na etapa de filtragem busca-se selecionar os mercados onde o comportamento dos agentes em relação a variáveis observáveis sugere a possibilidade de conluio. Ou seja, nesta etapa não se busca identificar o conluio, mas limitar a pesquisa a mercados onde seja mais provável sua existência. Na etapa de verificação, seria feita uma análise sistemática das ações dos agentes de forma a excluir a concorrência como uma explicação para o comportamento em questão, ou provar que tal comportamento é consistente com um conluio. Ou seja, nesta etapa o objetivo é comprovar a existência do conluio ainda que com ressalvas. Por fim, mas não menos importante, o que se busca na etapa de acusação é concluir sobre a indicação de abertura de um processo legal, pela confirmação de que houve uma violação da Lei de Concorrência. Nesta etapa, todas as dúvidas sobre a existência do cartel devem ser esclarecidas para que o caso possa ser julgado.

Os trabalhos mais recentes avançaram significativamente em métodos de filtragem de cartéis, como será visto na seção 2.2.2, passaram a depender cada vez de menos informações e avançaram em pesquisas em torno da análise de preços. A justificativa para análise de dinâmicas de preços em detrimento de outras variáveis também com significativa relevância sobre o comportamento estratégico, como quantidade, é que preço é a variável mais acessível à análise é a que está mais sujeita a alterações no curto prazo. Esta característica é especial em mercados com interesses colusivos, justamente pela sua facilidade em fiscalizá-la. Esta constatação permitiu o desenvolvimento de modelos de fácil

aplicação com informações relevantes sobre as características de formação de preços nos mercados (Harrington, 2005). No presente estudo, a ênfase será então neste último.

2.2.1 EXEMPLO ILUSTRATIVO DE ESTRATÉGIAS COLUSIVAS

Como a própria teoria dos oligopólios indica, é inviável definir uma única estrutura de jogo ou variável estratégica para estabelecer o equilíbrio dos mercados, visto que estes são estruturalmente diferentes. Mercados diferentes podem ter o tempo de reação vinculado a sua estrutura de oferta. E as informações sobre as ações dos agentes nem sempre serão monitoradas pelos seus concorrentes. Provavelmente seria necessária a adoção de cada uma das possíveis combinações das estruturas e variáveis estratégicas para modelar as ações em diferentes mercados. Contudo, do ponto de vista aplicado, é muito custoso ou até inviável estruturar analiticamente a natureza da concorrência em cada mercado. Para se poder tirar conclusões acerca da concorrência de algum mercado é preciso, além do conhecimento básico de como mercado opera, considerar algumas hipóteses simplificadoras, que possibilitam, por exemplo, modelar as ações dos agentes dentro de um modelo do tipo Cournot ou Bertrand em um dado mercado.

Por outro lado, simplificar as hipóteses excessivamente e/ou considerar uma estrutura de jogo diferente da adequada ao setor pode levar a falsas informações sobre a existência do cartel. Por exemplo, considerar o jogo de Cournot em um mercado que opera segundo competição por preços, quando os lucros se aproximam do lucro de Cournot, implica em se considerar erroneamente competição, pois os lucros deveriam se aproximar do lucro de Bertrand. Supor o resultado de concorrência efetiva neste mercado seria então um erro derivado da má adequação da estrutura analítica dos resultados.

Mas, indiferentemente da estrutura analítica do jogo, é possível caracterizar como se alcança a estabilidade de um cartel a partir da repetição infinita deste jogo. Seja então um jogo estático do tipo dilema dos prisioneiros, em que as estratégias dos agentes sempre levam a um equilíbrio não colusivo, pelo ganho do desvio. Os agentes têm as estratégias de cooperar, “c” ou não-coopera “nc” em um acordo colusivo, no qual os ganhos de cooperar (π_c) são superiores aos ganhos de não cooperar ($\pi_c > \pi_{nc}$). Ainda assim, “nc” será a estratégia dominante se os ganhos de desviar (π_d) da estratégia de colusão forem superiores, ao de coordenar ações ($\pi_d > \pi_c$). A matriz de *payoff* abaixo (Figura 2.1) indica o equilíbrio com as estratégias dominantes (nc, nc), em que π'_c representa os ganhos de cooperar quando concorrente desvia.

Os *payoffs* respeitam a seguinte relação para condição de equilíbrio competitivo: $\pi'_c < \pi_{nc} < \pi_c < \pi_d$.

Figura 2.1. Jogo estático do Dilema dos Prisioneiros

		Jogador 2	
		c	nc
Jogador 1	c	(π_c, π_c)	(π'_c, π_d)
	nc	(π_d, π'_c)	(π_{nc}, π_{nc})

Fonte: Martin (2002)

Sendo $\pi_d > \pi_c$, os agentes optam por desviar da cooperação na perspectiva de obterem um ganho maior, conduzindo ao equilíbrio de Nash do jogo (π_{nc}, π_{nc}) em uma situação pior que a da cooperação conjunta (π_c, π_c) já que $\pi_c > \pi_{nc}$. Pelo resultado do jogo estático, fica claro que não haveria equilíbrio para estratégia (c, c) . Mas, há condições específicas sob as quais a combinação de estratégias (c, c) seja um equilíbrio de Nash: quando este jogo é repetido e há um sistema de punição aos desvios do acordo¹⁹.

Para ver estas condições, seja ainda repetido o mesmo jogo infinitamente, onde valor presente líquido (VPL) dos *payoffs* futuros é descontado a um fator δ (com, $0 < \delta < 1$). Se os jogadores adotarem uma estratégia do tipo *grim*, em que o desvio (*d*) da colusão é punido com a não cooperação permanente²⁰, i.e., se o jogador adotar a estratégia “*d*” ele recebe π_d um momento e π_{nc} em todos os jogos futuros. Com isto têm-se os seguintes VPLs (Martin, 2002):

- (a) $\sum_{i=0}^{\infty} \delta^i \pi_c \rightarrow$ coludir infinitamente;
- (b) $\pi_d + \sum_{i=1}^{\infty} \delta^i \pi_{nc} \rightarrow$ Aceitar a colusão e desviar em $i=0$ sendo punido com uma estratégia do tipo *grim* para sempre;
- (c) $\pi'_c + \sum_{i=1}^{\infty} \delta^i \pi_{nc} \rightarrow$ Aceitar a colusão, ser traído, praticar a estratégia do tipo *grim*;
- (d) $\sum_{i=0}^{\infty} \delta^i \pi_{nc} \rightarrow$ nunca coludir.

¹⁹ Ver Aumann e Shapley (1994), Rubinstein (1994), Fudenberg e Maskin (1986), Benoit e Krishna (1985), Rubinstein (1980) e Friedman (1971).

²⁰ Ver Aumann e Shapley (1994), Fudenberg e Maskin (1986) e Friedman (1971).

Simplificando as equações²¹, tem-se:

- (a) $\frac{1}{1-\delta} \pi_c$;
- (b) $\pi_d + \frac{\delta}{1-\delta} \pi_{nc}$;
- (c) $\pi'_c + \frac{\delta}{1-\delta} \pi_{nc}$;
- (d) $\frac{1}{1-\delta} \pi_{nc}$

Sendo $\frac{1}{1-\delta} \pi_c > \pi_d + \frac{\delta}{1-\delta} \pi_{nc}$, os jogadores não terão incentivos para desviar da estratégia coludir. Para que a estratégia coludir seja então viável é preciso que o somatório da diferença entre os ganhos futuros de cooperar menos os de desviar, descontados a taxa t , sejam maiores que o ganho de desviar uma vez, i.e, $\frac{1}{1-\delta} \pi_c - \frac{\delta}{1-\delta} \pi_{nc} > \pi_d$.

Pela estrutura do modelo, é possível ver que a taxa de desconto é o valor crítico que baliza as estratégias de desviar do conluio. Apesar desta abordagem proporcionar uma grande contribuição ao indicar como estratégias das empresas sob cartel são formadas, ela não incorpora outras estratégias que na realidade sustentam o cartel. Por exemplo, as firmas podem predar ativamente as empresas não coniventes, inclusive com persuasão moral, tornando os ganhos de desviar muito pequenos ou negativos. Além disso, modelos mais recentes tem inserido assimetria de informação para mostrar que os ganhos de desviar podem ser relativamente comprimidos²².

Apesar das simplificações para demonstração do equilíbrio colusivo em jogos repetidos, os critérios podem ser relaxados quanto à repetição infinita do jogo e por estratégias de punição de curta duração, como mostraram Benoit e Krishna (1985) e Fudenberg e Maskin (1986). Entre as estratégias de punição com tempo determinado, a estratégia “olho por olho” tem um aspecto relevante à proposta deste trabalho, principalmente por existirem evidências empíricas da sua aplicação em conluios no mercado de gasolina (Sherer, 1996), e por impactar significativamente na dinâmica de preços, como será visto a diante. A estratégia “olho por olho” consiste em um jogo com 2 jogadores, que tem duas opções de estratégia jogar preço **Alto** ou **Baixo**, em um jogo no estilo de Dilema dos Prisioneiros, mas com

²¹ Cada uma das equações pode ser resolvida com as seguintes exemplificações: $\sum_{i=0}^{\infty} \delta^i = \frac{1}{1-\delta}$, se $\delta \in (0,1)$ e $\sum_{i=1}^{\infty} \delta^i = \frac{\delta}{1-\delta}$, se $\delta \in (0,1)$.

²² Ver Milgrom e Roberts (1982), Shalders (2012) e Grossman (2004).

períodos infinitos. As ações dos agentes com interesse em coludir consistem em (segundo Scherer, 1996):

- Comece a jogar uma estratégia de preço **Alto**.
- Se o rival escolhe uma estratégia de preço **Alto**, continue com estratégia preço-**Alto**.
- Se o rival joga uma estratégia de preço **Baixo**, retaliar com preço **Baixo** no próximo passo.
- Se a rival mudar a estratégia para preço **Alto**, voltar em 1 no próximo passo com preço **Alto**.

As implicações da estratégia “olho por olho” são gerar resultados similares de coordenação do jogo do dilema dos prisioneiros repetidos. Entre as vantagens aos envolvidos, está o tempo finito de punições, que reduz os custos da punição aos agentes envolvidos e garante a reestruturação do cartel ao longo do tempo. Para a análise empírica desta estratégia, seus efeitos são múltiplos regimes de precificação, entre períodos alternados, que poderiam gerar indícios desta estratégia apenas pela análise de preço. A próxima seção apresenta de forma detalhada como estratégias colusivas podem ser traduzidas por dinâmicas de preços como forma de filtrar conluio.

2.2.2 MARCADORES DE CARTÉIS

A literatura de filtros de cartéis teve avanços significativos²³ no que diz respeito à captura de padrões de comportamento de variáveis que poderiam indicar a existência de estratégias anticompetitivas. Esta literatura busca principalmente estabelecer como estratégias das firmas podem se traduzir em dinâmicas de variáveis do mercado, e posteriormente, pelas definições prévias de padrões de resposta de variáveis da firma, construir hipóteses quanto ao equilíbrio competitivo do setor analisado. Nem sempre existe nesta literatura uma preocupação em distinguir em definitivo a existência ou não do cartel, mas escalonar em quais mercados sua existência é mais provável ou em qual uma investigação mais profunda é desnecessária (Harrington, 2005).

Dentro desta literatura, as hipóteses sobre estratégias colusivas foram desenvolvidas para diferentes variáveis da firma. Em especial, podem ser elencadas hipóteses sobre como equilíbrios colusivos influenciam cotas de mercado, receitas média e marginal, tamanho da

²³ Ver Doane *et al.*, (2013), Perloff *et al.*, (2007), Harrington (2005) e Porter (2005).

empresa, excesso de capacidade e preço²⁴. Harrington (2005) apresenta possíveis indicadores de comportamento de colusão para algumas destas variáveis.

Apesar da diversidade de elementos que são utilizados para as várias metodologias de identificação de cartel²⁵, as análises da dinâmica de preços são um instrumento poderoso em termos de indicações verdadeiras sobre cartel. Os motivos para tal são a facilidade de monitoramento e construção de base de dados dos preços em detrimento de outras variáveis, e a maior flexibilidade relativa da variável em relação a outras variáveis no curto prazo. Além disso, como destacam Goodwin e Harper (2000), o preço é o principal mecanismo de relação entre diferentes níveis de mercado, sua velocidade e intensidade em transmitir choques entre estes níveis refletem as decisões comportamentais dos participantes, sendo, portanto, um importante instrumento de análise da natureza concorrencial do setor²⁶.

Dentro do cartel, variáveis que permitam a indicação de suas estratégias são raras. O ideal é que apenas algumas poucas informações sejam identificáveis, de forma a permitir entre elas algum fluxo de informação para revelar quebras de acordo e tornar difícil a fiscalização pelos órgãos de defesa da concorrência. O preço é em geral a variável relativamente mais acessível, por ser uma variável de interação ao consumidor e ter naturalmente que ser revelada a todo o momento para poder haver negociação. É custoso para um cartel, por exemplo, aplicar a quantidade como meta de cooperação, porque a menos que a empresa se disponha a fornecer números de suas vendas e produção aos membros do cartel, esta será uma informação de difícil acesso. Assim, o preço é uma variável de controle dentro do cartel e, portanto, um elemento propício a filtros de cartéis (Harrington, 2005).

Desta forma, filtros de cartel baseados em preços têm um destaque maior na literatura, o que permitiu o desenvolvimento dos mais diversificados indicadores de colusão associados a padrões, tendências e dinâmicas de precificação. Vários modelos têm evoluído no sentido de fornecer informações mais precisas das estratégias dos agentes por meio desta variável. Trabalhos recentes como de Harrington (2005) e Doane *et al.* (2013) apresentam um literatura de filtros de cartel, além de possíveis considerações quanto a sua eficiência.

²⁴ Ver Doane *et al.*, (2013), Harrington e Chen (2006), Harrington (2005), Compte *et al.*, (2002), Vasconcelos (2001), Davidson e Deneckere (1990), Osborne e Pitchik(1987), Benoit e Krishna (1987), Green e Porter (1984) e Porter (1983).

²⁵ Ver Doane *et al.*, (2013) e Harrington (2005).

²⁶ Ver Esta afirmação é particularmente traduzida em Hayek (1945) e especialmente demonstrada por Grossman e Stiglitz (1976) que fazem uma literatura pontual acerca da formação de preços no mercado. Os autores mostram as relações de mercado relacionadas a preço e comunicação da informação através deste, e com alguns pressupostos e simplificações os autores mostram ser os preços futuros uma função linear dos preços presentes.

Harrington (2005), particularmente, apresenta como comportamentos de preços podem ser usados para filtrar cartéis, o que o autor chama de marcadores de cartel.

Marcadores de cartel sobre preço, que são um elemento central da análise de cartel nesta tese, podem ser descritos como as diferentes dinâmicas de preços que podem ser associadas à estratégia colusiva de firmas em um determinado mercado. Análise de dinâmicas de preço (tais como paralelismo, variância e mudanças estruturais) buscam identificar comportamentos da firma ou conhecer dinâmicas que fogem da realidade concorrencial ou são características de estratégias colusivas. O pressuposto adotado aqui é que estratégias colusivas se traduzem em divergentes dinâmicas de precificação em relação à concorrência, que podem ser identificadas e testadas. Este elemento vai de encontro também aos relatórios sobre cartel do SBDC, que se baseiam em elementos de preço para filtros primários de investigação, apesar da dependência de denúncia de consumidores ou meios midiáticos. Vários marcadores de cartel sobre preço podem ser listados dentro da literatura, contudo, em vista da necessidade específica de marcadores que podem ser empregados no mercado de gasolina a varejo no Brasil, apenas os que podem ser usados com este fim são apresentados.

A evolução da literatura acerca dos modelos de identificação de indícios de conluio começa principalmente no trabalho de Gallo (1977), que estruturou um algoritmo para identificar conluio em leilões de lances fechados, sendo o primeiro trabalho reconhecido como metodologia de filtragem de cartéis. Mas, um dos primeiros trabalhos a inferir especificamente sobre comportamento de cartel a partir de dinâmicas de preço foi o de Green e Porter (1984). Os autores, através de um modelo de colusão tipo Cournot com informação imperfeita e sujeito a choques de demanda, mostram que se o preço descer abaixo do nível esperado, por causa de um choque externo, as firmas adotam a estratégia do tipo gatilho e escolhem a produção competitiva. Pelo resultado do modelo, Green e Porter (1984) argumentam que cartéis podem aumentar a variância do preço ao longo do tempo. Pois, apesar da colusão poder gerar uma menor variância durante seus períodos de estabilidade, a necessidade de medidas punitivas do cartel ao longo do tempo aumenta a variância quando se considera períodos de cartel junto com períodos de punição. Segundo os autores, o mesmo pode não acontecer no curto prazo, i.e., durante períodos de colusão ou de guerra de preços variâncias podem ser menores se estes períodos forem considerados separadamente. As

indicações de Green e Portes (1984)²⁷ permitem indica a primeira dinâmica de preços associados a cartel, ou marcadores:

1. Variância elevada e inconstante dos preços ao longo do tempo pode ser associada a cartéis que aplicam medidas punitivas, sob desvio do acordo.

Além do trabalho de Green e Porter (1984), em relação ao primeiro marcador, dentro da literatura teórica, pode ser citado o trabalho de Harrington e Chen (2006). Os autores mostram que, para empresas coniventes, com custos marginais idênticos, sujeitos a choques estocásticos e das quais compradores desconhecem a função de precificação, os preços têm variância inconstante ao longo do tempo, sendo mais sensível a alterações do custo na fase estacionária. Para esta conclusão, Harrington e Chen (2006), consideram que os preços são uma função linear dos custos em mercados competitivos, conforme *Equação 2.1*, e sua variância e dinâmica podem ser explicadas por choques de custo.

$$p_t = \alpha + \beta c_t \quad \text{Equação 2.1}$$

onde α é um *mark-up* individual da firmas para ajustes de preços em função da demanda, enquanto β mostra o impacto dos custo sobre o preço.

Pela referida equação, quaisquer parâmetros que levassem a uma relação de preços e custos diferentes poderiam advir de comportamento não concorrencial. Por exemplo, o conluio pode ter como característica a estabilização dos preços durante seu período de atividade e forte variância em períodos de punição. Todos estes comportamentos são anomalias que podem ser captadas se as dinâmicas concorrenciais do mercado forem conhecidas.

Para a dinâmica de preços colusivos, Harrington e Chen (2006), consideram que estes dependem menos dos custos presentes e mais da distribuição de preços passados; se as firmas são competitivas, preços passados são menos relevantes que custos presentes na trajetória dos preços. Desta forma, a *Equação 2.1* não incorporaria todas as possibilidades estratégicas da firma, sendo necessária a incorporação de preços passados, como apresentado na equação seguinte:

²⁷ Ver Erutku e Hilderbrand (2010), Marshall *et al.* (2008), Bolotova *et al.*, (2008), Harrington e Chen (2006), Abrantes-Metz *et al.*, (2005), Athey e Bagwell (2004), Bajari e Ye (2003), Buccirossi (2002) e Genovese e Mullin (2001).

$$\Delta p_t = \beta \Delta c_t + \sum_{k=1}^{t-1} (\gamma_k \Delta p_{t-k}) \quad \text{Equação 2.2}$$

onde γ_k representa o impacto de variações passadas nos preços presente.

O trabalho de Harrington e Chen (2006) tem uma relação significativa quanto às estratégias varejo de combustível no Brasil. Em especial, os autores consideram a possibilidade de monitoramento e punição dos órgãos de defesa da concorrência, se identificado o cartel. Em relação a isto, os autores demonstram dois princípios importantes na formulação de estratégias colusivas: primeiro, quanto menor a probabilidade de detecção, maior será o ganho do conluio; segundo, quanto maior a multa, menores os ganhos esperados do cartel.

Outro trabalho teórico com resultados importantes para filtrar cartel com dados de preço é o de Marshall *et al.* (2008), que, com base em um jogo de líder seguidor, mostram que no cartel as empresas seguidoras, após o anúncio de aumento de preços da líder, também aumentam seu preço proporcionalmente, ampliando a frequência de variações positivas de preço ao longo do tempo. No entanto, o padrão de dinâmica de preços estabelecido pelos autores como típico de cartel, baseia-se em frequência de ajustem e tem poucas implicações sobre o mercado de combustíveis varejista.

Podem ser citados também trabalhos empíricos que relacionam a variância ao comportamento colusivo, dentre estes o de Genovese e Mullin (2001), que constroem um teste baseado em elevações e variância nas margens de lucro. Segundo os autores margens de lucro elevadas, em relação a padrões competitivos no setor, e maior variância, quando a margem está relativamente baixa, seriam indicativos de ações colusivas. Os autores testam as margens de lucro de açúcar refinado e bruto, obtidos através dos preços semanais médios de açúcar refinado e bruto nos EUA, entre 1914 e 1941. Segundo os autores, o preço praticado no país chegou, em alguns períodos, a 75% do nível de monopólio. Os resultados mostraram que a conspiração se baseava em fixação de preços ou produção, mas em práticas homogêneas de negociação de preço, que fossem transparentes a todos os envolvidos.

Abrantes-Metz e Adanki (2007), analisando a dispersão de preços futuros, consideraram a hipótese de que a previsão de preços futuros é mais aleatória e menos correta sob colusão do que em concorrência. Para chegar a esta conclusão, os autores analisaram dados diários sobre futuros e os preços à vista para a prata da Comex, entre 1975 e 2004. A principal evidência a favor da hipótese encontrada pelos autores, é de que os preços à vista

são mais voláteis quando estão acima dos preços futuros do que quando estão abaixo, resultado corroborado com o cartel da prata denunciado no período.

Bolotova *et al.* (2008), em um teste sobre preços, mostram que, existindo cartéis, os preços tendem a ter médias mais elevadas e variação dissonantes com a situação concorrencial. A análise é feita testando o nível de preços e a variância a partir de modelos da série ARCH para dados mensais no período de 1990 a 1997 para ácido cítrico e de 1990 a 1996 para lisina. Os resultados mostraram, em ambos os mercados, aumento na média de preços durante o período de acordo e, para a lisina, menor variação durante o período de acordo, enquanto, para o ácido cítrico, esta variância foi maior do que em períodos competitivos. Os autores destacam especialmente o papel da variância como elemento de comprovação do cartel.

Jimenez e Perdiguero (2012) constroem um filtro para identificação de cartel que consiste em testar se a dinâmica de precificação do setor é condizente com um padrão competitivo. A hipótese de conluio se baseia em dinâmicas de precificação que conduzem a níveis mais elevados de variância em relação ao padrão competitivo tomado como referência. Os autores testam o coeficiente de variação do preço em mercados de combustíveis com dados de 24 semanas entre 2008 e 2009 para 420 postos de gasolina e 391 postos de diesel. Os resultados mostram um maior coeficiente de variação dos preços em muitos dos postos testados, indicando um possível cartel.

O segundo marcador também relaciona a variância, mas aqui a preocupação é acerca da variância entre firmas e não entre períodos. Em especial, relacionando a variância entre firmas em conluio destacam a literatura de paralelismo de preços. Os pressupostos de paralelismo derivam de uma escolha comum, entre as firmas coniventes, de um fator de ajustamento na função de precificação. Se os preços das firmas são ajustados de forma idêntica e simultânea, quanto a algum fator de conhecimento comum entre elas (seja idênticos *mark-ups*, nível de preços ou proporção nos ajustamentos), isto leva a uma trajetória similar ou idêntica de preços com baixa variância entre firmas.

Entre os trabalhos pioneiros no tema está o trabalho de Markert (1974) e Schmalensee (1987), que mostram que firmas coniventes praticam aumentos proporcionais nos preços de equilíbrio não-cooperativos (p_{NC}), ou seja, ajustamentos absolutos podem ser diferentes entre as firmas coniventes, mas podem ser proporcionais. MacLeod (1985) conclui que firmas coniventes podem ajustar preços absolutos diferentes, mas com variações iguais ao longo do tempo. Por sua vez, Rotemberg e Saloner (1990), apresentaram um modelo em que empresas coniventes cobram preços absolutos idênticos, mesmo sendo assimétricas em

custos, levando à variância entre firmas igual a zero. Scherer e Ross (1990), por outro lado, mostram que empresas coniventes podem ter preços diferentes se custo marginal for diferente e o paralelismo se dá nos ajustes de preços para variações de custo comum entre as firmas. O Quadro 2.1 apresenta o resumo das regras de precificação destes modelos.

Quadro 2.1. Regras de precificação que levam a paralelismo de preços

Paralelismo	Descrição e pressupostos
Ajustamentos proporcionais $p_{i,t} = p_{NC,i,t}(1 + \alpha_{t-1})$	Partindo de resultados de Markert (1974) e Schmalensee's (1987) o modelo impõe um aumento proporcional nos preços de equilíbrio não-cooperativos (p_{NC}). Preços e ajustamentos absolutos podem ser diferentes, mas ajustamentos são proporcionais entre as firmas. Ajustes dependem de anúncio prévio da margem (α_{t-1}).
Ajustamentos idênticos $p_{i,t} = p_{NC,i,t} + \Delta p_{t-1}$	Originado do trabalho MacLeod (1985) o modelo mostra que empresas podem ter preços absolutos diferentes, mas mudanças dos preços (Δp_{t-1}) ao longo do tempo são idênticas. Os preços colusivos podem originar a partir de preço não cooperativo (p_{NC}). O modelo depende de anúncios prévios dos preços para as firmas envolvidas no cartel.
<i>Mark-ups</i> idênticos $p_{i,t} = c_i + \omega_{t-1}$	Baseado no trabalho de Scherer e Ross (1990), o preço é baseado no custo marginal mais um <i>mark-up</i> absoluto idêntico (ω_{t-1}) entre as firmas. Este método permite preços diferentes entre as firmas se custo marginal for diferente, há também paralelismo no ajuste de preços para variações de custo comum entre as firmas. O modelo depende de anúncio prévio do <i>mark-up</i> e as empresas devem anunciar seus custos marginais para identificação de quebras de acordo.
Preços idênticos $\bar{p}_{i,t} = \bar{p}_{i,t-1} + \Delta p_{t-1}$	Originado do modelo de Rotemberg e Saloner (1990) no qual em equilíbrio as empresas coniventes com cartel cobram preços absolutos idênticos ($\bar{p}_{i,t}$), mesmo sendo assimétricas em custos. A associação dos resultados é derivada dos modelos de liderança de preço, em especial do modelo de Stackelberg. O modelo depende do anúncio prévio de mudança de preço (Δp_{t-1}) pela líder para a coordenação entre firmas.

Fonte: Adaptado de Normann (2000).

Os trabalhos acerca do paralelismo listados no Quadro 2.1, fundamentam o segundo marcador:

2. Variância muito baixa dos preços entre firmas no mesmo período, pode representar comportamento colusivo;

Neste estudo, a interpretação dos marcadores difere parcialmente da interpretação de Harrington (2005), pois se considera que os marcadores 1 e 2, apesar de distintos, podem

ocorrer simultaneamente em um mesmo mercado. Isto porque o primeiro marcador relaciona a variância temporal e capta a variância da média de preços de todo mercado ao longo do tempo, e o segundo marcador relaciona a variância de preços de todas as firmas de um mesmo mercado no mesmo instante do tempo. Esta diferenciação consta especialmente nos trabalhos de Green e Porter (1984) e Athey *et al.* (2004), além poderem ser derivadas das equações do Quadro 2.1, que levam a divergências quanto aos resultados de variância temporal e variância entre firmas. Em especial, a equação de preços idênticos pressupõe variância de preços entre coniventes iguais a zero, enquanto a variância temporal dependerá dos valores de ajustamentos determinados pela líder do cartel.

Mesmo sendo listado como um marcador de conluio, existe uma ambiguidade em sua interpretação. Isto porque o alinhamento pode derivar também de um esforço competitivo quando existe forte homogeneidade entre os produtos e os custos de fabricação, sendo este o caso do chamado alinhamento estrutural. Tal ambiguidade pode encobrir a ação dos cartéis, pela dificuldade de diferenciação entre alinhamento de preços estrutural e alinhamento derivado de condutas anticompetitivas (Harrington, 2005).

Além dos trabalhos relacionados ao paralelismo de preços, podem ser ressaltados trabalhos empíricos sobre filtros de cartéis que chegaram a resultados similares quanto a este marcador. Entre eles, Abrantes-Metz *et al.* (2006) desenvolveram um filtro baseado em variações de preços em agrupamentos espaciais de postos de gasolina. Segundo os autores, menores variações de preços em postos relativamente próximos em comparação a postos mais afastados, seria um indicativo de colusão. Os autores, através de dados diários de preços entre 1996 e 2002 para 279 postos de gasolina em Louisville (EUA), constataram que a variação do preço durante o conluio é distintamente menor em relação ao período considerado concorrencial entre as firmas²⁸, mas depois da descoberta do cartel e excluindo a transição de conluio para não-conluio, houve um aumento na variância dos preços.

O trabalho de Athey *et al.* (2004), além de corroborar com a proposição do segundo marcador, serve de base para a composição do terceiro marcador. Para os autores, quando as empresas são pacientes²⁹, o equilíbrio de conluio é ter preços iguais e as quotas de mercado fixas ao longo do tempo, pois estes não respondem aos custos. Assim, são relativamente iguais entre firmas e estáveis em resposta a flutuações de custo na presença de conluio. No entanto, Athey *et al.* (2004) chegaram em um segundo resultado: se as firmas forem pacientes, quando as empresas são moderadamente pacientes, preços são parcialmente rígidos e se

²⁸ Período em que a hipótese de conluio foi excluída como alternativa.

²⁹ Tem uma taxa de desconto a ganhos futuros relativamente baixa.

comportam como uma função degrau de custos, podendo ficar longos períodos sem ajuste para serem ajustados subitamente, o que poderia caracterizar uma quebra estrutural. A possibilidade de quebras estruturais nas dinâmicas de preços também é levantada por Harrington e Chen (2006) e Athey e Bagwell (2004). A alegação para estas quebras vem da forma como os ajustes das são feitos pelas firmas. Pois em um cartel, onde os preços são definidos previamente pela coordenação dos agentes, apenas após a definição do novo patamar de preço é que serão feitos os ajustes em conjunto entre as firmas, o que gera a quebra. Pelos trabalhos citados, em um mercado com colusão, os preços tendem a ser mais estáveis no curto período e se moverem conjuntamente numa estrutura de degrau para novos ajustes. Esta proposição leva ao terceiro marcado:

3. Mudanças estruturais nas séries de preço ao longo do tempo, associadas a ajustes combinados de preços, podem ser elementos de um cartel bem organizado;

Para Harrington e Chen (2006), as quebras estruturais, no entanto, tem implicações sobre o comportamento do consumidor e podem não se revelar tão significativas para relacionar com o cartel se existe um órgão fiscalizador. Para os autores, variações de preços são consideradas anômalas quando elas rompem com os momentos históricos³⁰ curtos (memória limitada) sob a hipótese de que as funções de custos e preços das empresas são desconhecidas pelos consumidores. A denúncia dos consumidores ocorre na identificação de quebras na função de preços associados com a formação de cartel. O cartel incorpora em suas funções de lucro a probabilidade de denúncia pelos consumidores e, desta forma, quebras são menos prováveis, pois apesar do interesse no rápido ajuste de preços, o cartel deve fazê-lo gradualmente para minimizar a possibilidade de detecção do processo de maximização de lucro conjunto. Estes resultados podem limitar a relação de quebras com estratégias colusivas, e também o papel destas em ranquear possíveis candidatos a cartel.

O trabalho de Athey *et al.* (2004), também leva a resultados antagônicos do primeiro marcador, considerando resultados de menor variância ao longo do tempo se o conluio for estável suficiente para manter preços inertes a flutuações de custo. A justificativa para isto e

³⁰ Ela deixa de respeitar uma função pré-estabelecida dos consumidores baseadas no conhecimento histórico de curto prazo destes sobre a dinâmica de preços. Desta forma se variações de preços não estão dentro da distribuição esperada pelos consumidores eles podem entender que a modificação deriva de comportamento colusivo.

que se o cartel for estável, preços sofrem menos variações e não respondem prontamente a choques de custo, sendo estes postergados até que sejam feitos bruscamente. Estes resultados são parcialmente distintos dos de Green e Porter (1984), mas podem ser relacionados quanto à estratégia das firmas ilustrada por cada trabalho, pois, se o cartel for estável o suficiente de forma que medidas punitivas sejam desnecessárias, é provável que a variância de preço seja menor ao longo do tempo. Se, por outro lado, medidas punitivas são condições para manutenção do cartel, a variância será maior no médio prazo e possivelmente menor no curto prazo.

Um trabalho empírico relevante sobre quebra estrutural é o de Ellison³¹ (1994). O autor mostra que choques nos preços, não explicáveis por choques de custo e demanda, são indicativos da existência do cartel devido a revisões periódicas dos preços. Para o autor, reversões para baixo como forma de punição para induzir o cumprimento do acordo, também levaria a quebras estruturais nas séries de preços. Harrington (2005) destaca que a identificação da punição é uma prova mais condizente com a teoria do cartel do que o paralelismo de preços. Isto porque paralelismo pode ser associado a diferentes estratégias das firmas nem sempre justificadas pelo cartel.

Um quarto marcador, não explorado no trabalho de Harrington (2005), é a assimetria no ajustamento de preços proposta por Ray *et al.* (2006)³², como medida de avaliação de comportamentos que distanciam do esperado em um mercado concorrencial. Os autores identificam que mercados podem atuar de forma assimétrica na precificação dos produtos em relação aos custos, quando as firmas exercem poder de mercado. A hipótese de competição imperfeita gerar assimetrias pode também ser estendida ao problema de mercado colusivos, pois, quanto maior a interferência do cartel na formação de preços, menor será a relação dos preços com custos. Especificamente, as firmas repassam custos de acordo com interesse do cartel, podendo inclusive gerar defasagens entre os choques de custo e a mudança de preços se forem mudanças negativas. Vários trabalhos empíricos buscaram elucidar o problema da assimetria em mercados colusivos³³, sendo que as conclusões gerais são que, indiferente do tipo de assimetria, a não linearidade dos preços tem uma relação forte com colusão.

Como o cartel revisa periodicamente os preços, as firmas irão tomar decisões diferentes quanto a ajustes positivos e negativos no custo. Desta forma, as firmas podem não

³¹ Ver Porter (1983a) e Green e Porter (1984).

³² Ver Lewis (2011).

³³ Ver Clark e Houde (2014), Silva *et al.*, (2014), Bermingham e O'brien (2010), Deltas (2008), Chen *et al.*, (2005) e Meyer e Von Cramon-Taubadel (2004).

interpretar aumentos no preço como quebra do acordo, mas reduções podem ser facilmente interpretadas como tal. Ou seja, se há um aumento nos custos, as firmas podem ajustar preços para cima de forma imediata e/ou proporcional sem temer punição pelo cartel, sendo que o mesmo não ocorre quando há uma redução dos custos (Balke *et al.*, 1998; Brown e Yücel, 2000). O trabalho de Ray *et al.*(2006) e as constatações empíricas de assimetrias³⁴ de preços, permitiram elencar o quarto marcador:

4. Em mercados colusivos, variações de preços podem ser não lineares a ajustes no custo.

Os modelos derivados deste marcador consistem em testar se os custos são igualmente repassados para os consumidores tanto para aumento quanto para reduções (Chen *et al.*, 2005; Deltas, 2008; Bermingham e O'brien, 2010; Silva *et al.*, 2014). Estes trabalhos³⁵ partem do pressuposto de que na concorrência, preços respondem igualmente a aumentos e reduções de custo, enquanto que em cartel, preços respondem apenas a aumentos nos custos, sendo rígidos para redução. Nesta metodologia, os preços podem manter variações similares de preços com os dos concorrentes, o que também seria uma forma de identificação de cartel (Athey e Bagwell, 2004; Bajari e Ye, 2003). Harrington (2006) destaca que poucos trabalhos conseguiram chegar a alguma conclusão acerca do cartel usando modelos de assimetria. Ainda sim é importante que haja avanços nesta, visto que a ação coordenada de preços é um consenso na literatura e o principal pressuposto para o cartel.

Apesar de ter um respaldo teórico da assimetria com poder de mercado, as alegações da assimetria e colusão tem se fundamentado mais em constatações empíricas. Chen *et al.* (2005), Deltas (2008) e Clark e Houde (2014) analisando o mercado de gasolina, mostraram que, na presença de acordos colusivos, ajustes de preços são assimétricos a choques de custo. Clark e Houde (2014), em especial, mostram que no cartel preços são mais assimétricos que em períodos concorrenciais.

Outro marcador é elencado também por Harrington e Chen (2006) e Jimenez e Perdiguero (2012). Para Jimenez e Perdiguero (2012) os coeficientes de variação de preços podem ser relativamente diferentes em mercados colusivos. Ou seja, a função de precificação das firmas diverge entre mercados colusivos em concorrenciais, como traçado por Harrington

³⁴ Ver Clark e Houde (2014), Balke *et al.*, (1998) e Brown e Yücel, (2000).

³⁵ Ver Frey e Manera (2007) e Meyer e Von Cramon-Taubadel (2004).

e Chen (2006). Apesar de Harrington e Chen (2006), chegarem a um intervalo específico³⁶ para os parâmetros de preço da *Equação 2.1* em um mercado concorrencial. As definições da equação de preços podem demandar de análise específica para cada mercado, já que existem imperfeições de mercados que levam a diferentes níveis de parâmetros sem que configure cartel. O importante é destacar que parte dos pressupostos elencados pelos marcadores anteriores serve também de base para o quinto marcador:

5. Parâmetros da função precificação em relação aos custos são diferentes em mercados colusivos e concorrenciais.

As definições de parâmetros competitivos na precificação também podem ser complementadas pelos trabalhos de Marshall *et al.* (2008) e Athey *et al.* (2004). Para Marshall *et al.* (2008) as empresas envolvidas no cartel, após o anúncio de preços da líder, também ajustam seu preço de maneira proporcional, aumentando a frequência de variações positivas de preço ao longo do tempo. Athey *et al.* (2004), consideram que sob cartel, os preços se tornam rígidos a choques de custo, podendo inclusive levar a inércia de preços a custos. As hipóteses lançadas por Marshall *et al.* (2008) e Athey *et al.* (2004) são um indicação de que se o conluio for estável, os preços podem não responder a custos, i.e. não existe cointegração entre preços e custos, o que permite a indicação de um sexto marcador:

6. A relação entre preços e custos é estritamente cointegrada em mercados concorrenciais e fracamente ou não cointegrada em mercados colusivos.

Os marcadores 5 e 6 podem ser associados, além de literatura anteriormente descrita, também ao modelo de Rotemberg e Saloner (1986). Os autores, buscando modelar preço colusivo, no qual as empresas infratoras (sob conluio) definem preços e observam choques de demanda independentes no tempo, mostram que preços do cartel são definidos com o intuito de tornar inviável a saída, condicionado aos estados conhecidos da demanda presente e futura. A análise empírica se baseia no nível de preços, tendo como hipótese para o cartel que as variações de preços são anticíclicas. Se a suposição for de demanda atual alta em relação à demanda futura, a tentação de sair da colusão será maior, o que significa que os preços do

³⁶ Os autores usam a abordagem de equilíbrio de Cournot (com demanda $Q = a - bP$) para mostrar que se o mercado for concorrencial os parâmetros α_i e β_i estão respectivamente no intervalo $[0, a/2b)$ e $(1/2, 1]$.

cartel devem cair para deter desvios, ou o contrário, quando a demanda atual é baixa e a futura alta.

Também relacionado aos marcadores 5 e 6, mas para o caso de leilões, Bajari e Ye (2003) constroem uma série de testes que buscam diferenciar comportamentos inconsistentes com o comportamento competitivo. O modelo dos autores é baseado em leilões de preço com proposta fechada de um bem homogêneo, em que os custos das licitantes são independentes e as propostas permutáveis. A independência significa que a parte inexplicável da formação de preços de uma empresa é independente da parte inexplicável da outra empresa e a permuta de propostas indica que as funções de licitação entre as firmas são idênticas. A implementação do modelo Bajari e Ye (2003) implica estimar equações para os lances entre as concorrentes, testando a independência e a permutabilidade. Assim, os testes consistem em verificar se as partes inexplicáveis são independentes e se os betas das equações dos lances são iguais entre as equações e, portanto permutáveis. Os autores usaram a metodologia para identificar as possibilidades de cartel na contratação, via leilões, da manutenção de estradas no EUA em que concorreram 11 empresas. Os resultados dos autores indicaram ser possível a ação coordenada apenas entre dois pares de empresas, mostrando que as estratégias destas empresas fogem ao concorrencial.

As constatações da literatura teóricas e empíricas permitem separar padrões de precificação associados à existência de cartel. Especificamente, seis marcadores relacionados a preços foram elencados em termos da literatura revista neste estudo. Cada um destes marcadores pode ser testado por metodologias empíricas de análise de preço, como métodos de análise de variância, cointegração e de mudança de regime. O Quadro 2.2 apresenta de forma resumida os marcadores e metodologias e possíveis para aplicações. O Anexo 1 traz as referências empíricas apresentadas nesta seção.

Os marcadores, apesar de serem pontos de partida para testar conluios, necessitam primeiro de padrões de referência que permitam distinguir as estratégias competitivas associadas às dinâmicas de preço. Para poder construir parâmetros de referência acerca da natureza da concorrência em um mercado, duas abordagens são citadas para a formulação de hipóteses quanto à dinâmica de preços: na primeira, são simuladas dinâmicas de variáveis para os comportamentos colusivo e/ou concorrencial segundo um modelo teórico, capaz de inferir corretamente sobre a estratégia das firmas, para construção dos testes; na segunda, a dinâmica das variáveis para o teste é obtida a partir de informações de cartéis e/ou concorrências já confirmadas que permitam a inferência em mercados similares (Doane *et al.*, 2013; Harrington, 2005; Perloff *et al.*, 2007).

Quadro 2.2. Possíveis marcadores dos preços sob cartel

Continua

Marcador	Característica	Comportamento	Verificação empírica	Referências teóricas	Referências Empíricas
1. Variâncias elevadas e inconstantes ao longo do tempo podem ser associadas a cartéis com medidas punitivas;	Mudanças comportamentais de precificação podem levar a diferentes padrões de precificação ao longo do tempo; adicionalmente, quebras de acordo podem levar a fortes períodos de instabilidade dos preços.	Ajuste de preços por cartel ou guerra de preços.	Análise de variância (Familia Arch) e teste de quebra estrutural.	Green e Porter (1984), Marshall et al. (2008).	Abrantes-Metz <i>et al.</i> (2005), Bolotova <i>et al.</i> (2008), Hanazono e Yang (2007).
2. Variância muito baixa entre firmas;	Variações e estabilidade de preços no mercado descoordenados com variações nos custos, cartel pode tornar mais rígidas as flutuações de preços.	Cartel estável	Família Arch.	Athey e Bagwell, (2004),	Athey <i>et al.</i> (2004), Athey e Bagwell, (2001, 2004).
3. Quebras estruturais ao longo do tempo, associadas a ajustes combinados de preços; podem ser elementos de um cartel bem organizado;	Quebras estruturais nos preços dissonantes com choques externos, o que implicaria alterações em acordos colusivos como quebras ou sua própria estruturação.	Entrada e saída do cartel e guerra de preços	Teste de quebra estrutural, modelos de transição.	Green e Porter (1984), Marshall, Marx e Raiff (2008).	Ellison (1994), Porter (1983), Levenstein e Suslow (2001), Abrantes-Metz <i>et al.</i> (2005), Grout e Sonderegger (2005).
4. Em mercados colusivos variações de preços podem ser não lineares a ajustes no custo;	Não linearidade entre alterações do varejo e atacado para diferentes períodos, assimetria nas alterações entre preços do atacado e varejo para diferentes choques;	Cartel torna rígida a redução de preço ou não estacionaria elevações de preço	Testes de Cointegração lineares e não lineares.	Ray <i>et al.</i> (2006), Lewis (2011).	Bailey e Brorsen (1989), Borenstein <i>et al.</i> (1997), Balke <i>et al.</i> (1998), Brown e Yücel (2000), Bermingham e O'Brien (2010). Silva <i>et al.</i> (2014)

Quadro 2.3. Possíveis marcadores dos preços sob cartel

Conclusão

Marcador	Característica	Comportamento	Verificação empírica	Referências teóricas	Referências Empíricas
5. Parâmetros de precificação em relação aos custos são diferentes em mercados colusivos e concorrenciais	Correlação entre os preços de concorrentes maiores que correlação de preços com fornecedoras, e/ou forte integração entre os preços e/ou margens brutas de empresas concorrentes; e/ou paralelismo de preços.	Ajuste de preços por cartel ou guerra de preços.	Testes de Cointegração lineares e não lineares. Modelos ARIMA	Harrington e Chen (2006), Marshall, Marx e Raiff (2008); Macleod (1985); Normann (2000)	Bajari e Ye (2003); Buccirosi (2002), Blair e Romano (1989), Normann (2000).
6. A relação entre preços e custos é estritamente cointegrada em mercados concorrenciais e fracamente ou não cointegrada em mercados colusivos.	Forte integração entre os preços e/ou margens brutas de empresas concorrentes, Correlação entre os preços de concorrentes maiores que correlação de preços com fornecedoras;	Identificação de membros que tomam decisão de preços conjunta	Testes de Cointegração lineares e não lineares.	Harrington e Chen (2006).	Bajari e Ye (2003); Buccirosi (2002), Blair e Romano (1989), Normann (2000).

Fonte: Elaboração própria

Ambas as formas de analisar cartel têm suas vantagens e desvantagens. Na primeira, se não existe uma definição prévia de padrão comportamental que configuraria colusão, partir da hipótese de comportamento concorrencial para excluir as empresas que não se encaixam neste padrão pode ser uma alternativa viável. Contudo, não pertencer ao comportamento concorrencial analisado pode significar na verdade que as firmas concorrem em uma estrutura de oligopólio desconhecida, e conluio não deve ser a única hipótese alternativa. Por exemplo, sob poder de mercado, o qual independe da existência de conluio, o comportamento resultante pode ser fora do padrão de competição efetiva, o que indicara erroneamente colusão quando as hipóteses não considerarem esta possibilidade. É importante assim distinguir padrões comportamentais que fogem ao padrão concorrencial, mas que não representam comportamento colusivo. Esta condição limita o poder de previsão dos modelos quanto à existência do cartel, mas não os desqualifica como filtros, pois ainda será possível indicar quais mercados estão mais próximos da concorrência (Harrington, 2005).

Outro problema da primeira abordagem, segundo Harrington e Chen (2006), está no pressuposto adotado pela maioria dos modelos teóricos de que o cartel não tem a informação ou a preocupação sobre a possibilidade de detecção, tomando decisões indiscriminadamente sem se preocupar em ser condenado por órgãos fiscalizadores. Esta relação impede o tratamento adequado em traçar o caminho de concorrência para conluio estável, pois, na ausência de preocupação em ser fiscalizado e punido pelos SDC, os preços de cartel são rapidamente ajustados para o novo equilíbrio. Por outro lado, se as empresas incorporam a reação de seus concorrentes não coniventes com o cartel, consumidores e dos órgãos de defesa da concorrência, o caminho para o preço de equilíbrio de cartel deverá ser gradual, para reduzir as suspeitas de sua existência, como visto em Harrington e Chen (2006). Os resultados empíricos que mostram que o cartel segue uma tendência gradual de ajustamentos de preços até seu ótimo podem ser vistos em Connor (2005) e Levenstein e Suslow (2001).

Na segunda abordagem, a principal vantagem é ter um parâmetro de referência mais consistente do que dados simulados, incapazes de captar todas as questões estruturais e estratégicas que envolvem cada setor. No entanto, o principal problema é justamente a dificuldade de obtenção de informações sobre o comportamento do cartel, derivado principalmente da raridade ou inexistência de informações detalhadas de dinâmica de variáveis no conluio ou mesmo em concorrência. Além disso, mesmo existindo informações sobre um determinado cartel, existem limitações quanto a sua aplicação, pois é pouco provável que empresas de diferentes mercados e períodos hajam de forma similar em conluio, deixando grandes margens de variações comportamentais que poderiam não figurar

informações pré-estabelecidas sobre cartéis conhecidos. Seria necessário, neste caso, além de informações precisas sobre a dinâmica de variáveis do mercado, garantir que as mesmas condições e estratégias de colusão estejam no mercado que se objetiva analisar. Desta forma, a má especificação do modelo pode conduzir a erros sobre a natureza da concorrência do mercado (Doane *et al.*, 2013; Harrington, 2005; Perloff *et al.* 2007).

Outro problema da segunda abordagem é garantir que o comportamento que serve de base para comparação realmente constitua concorrência e/ou cartel. Por exemplo, pode ser que a análise de um determinado mercado sugira a concorrência como resultado, quando de fato tem-se um cartel com elevado nível de coordenação dos agentes capaz de simular concorrência. Assim, usar os dados deste mercado como padrão de teste poderia levar à falsa sugestão de concorrência aos demais mercados testados (Harrington, 2005; Harrington e Chen, 2006).

Das críticas as abordagens de verificação de comportamento colusivo, três pontos têm sido citados como importantes elementos para um bom instrumento de identificação de conluio: primeiro, as metodologias devem permitir a percepção do conluio apenas pela observância dados relativamente de fácil acesso, como preços ou quotas de mercado; segundo, as metodologias devem ser rotinizáveis de modo que possam ser repetidas sistematicamente com a entrada humana mínima; terceiro, deve ser custoso ao cartel superar a metodologia (Doane *et al.*, 2013; Harrington, 2005).

Estes pontos, segundo Doane *et al.* (2013), têm como objetivo tornar as metodologias um objeto natural de verificação aos diversos mercados, mesmo que não haja previamente qualquer suspeita ou indício de colusão. A verificação passaria a ser sistemática e o instrumento torna-se, além de um filtro de cartéis, um “termômetro” de identificação de possíveis níveis concorrenciais ou colusivos. Esta sistematização reduziria o problema da dependência da denúncia e limitaria a investigação mais profunda onde ela é realmente necessária. Outra sugestão, como destaca Harrington (2005) é a sistematização de metodologias de identificação de cartel e a construção de banco de dados sobre cartéis e mercados competitivos, onde informações sobre comportamentos destes possam ser cruzadas e testadas continuamente na indústria. Pois, mesmo fornecendo apenas indícios, estas metodologias podem ser base para filtrar mercados dentro de uma pesquisa mais rigorosa do ponto de vista da reunião de elementos advindos da Teoria Econômica e do Direito.

Dadas as dificuldades metodológicas de identificação de cartéis pela análise econômica tradicional, as pesquisas geralmente avançam com maior efetividade apenas na etapa de filtragem (Doane *et al.*, 2013; Harrington, 2005). Mesmo um evidente esforço

visando avançar em metodologias de verificação, por meio da análise econômica, é muitas vezes descartado por falta de links teóricos e empíricos ou por uma metodologia inconsistente. As justificativas para esta descrença estão principalmente em definir como os cartéis se comportam e obter informações para a aplicação efetiva das metodologias (Doane *et al.*, 2013). Não há, por exemplo, como definir o grau de cooperação entre os agentes, o que poderia ou não levar a um cartel de estável (Perloff *et al.*, 2007). Além disso, detalhes específicos de firmas, setores e/ou produtos impedem que modelos de verificação sejam universais em sua aplicação. Mas, ainda que a filtragem demande pesquisas que avancem em termos de geração de indícios substanciais da existência do conluio, é importante a passagem para a etapa de verificação, pois parte significativa dos cartéis mantêm acordos sem que seja possível a comprovação. Neste caso, somente a pesquisa econômica poderia fornecer indícios e/ou provas suficientes da sua existência.

Os problemas metodológicos enfrentados pelo meio acadêmico são ainda mais restritivos quanto à inferência do cartel para os sistemas de defesa da concorrência. O Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência (SBDC), diferente de muitos sistemas similares no mundo, possui meios de identificação de cartéis que são utilizados com frequência para iniciar investigações de práticas anticompetitivas. Como metodologias de identificação o SBDC utiliza principalmente um acompanhamento da série de preços com vistas a identificar: (i) elevações não justificadas nas margens de revenda no município, as quais seriam indícios de coordenação para aumento dos lucros; (ii) a relação entre a evolução da margem e variações de preços, a correlação negativa entre preço e margem de revenda sugere a possibilidade de preços combinados entre agentes; e (iii) a dinâmica do preço e variáveis municipais frente as estaduais a partir de coeficientes de correlação linear (SEAE, 2006).

Muitas investigações do SBDC, no entanto, só são de fato levadas a maiores averiguações se houver uma ação contínua por parte do consumidor em denunciar a prática, principalmente porque é difícil monitorar o mercado em virtude da dimensão do Brasil. Associado a isto, muitas são as críticas às abordagens utilizadas pela maioria dos órgãos internacionais, como apresenta Harrington e Chen (2006). A argumentação dos autores sugere que toda detecção baseada na percepção dos consumidores, que não tenham plena informação sobre custos produtivos, é falha quando a coordenação inclui apenas a percepção dos consumidores acerca do aumento. Pois as estratégias das firmas podem incorporar as respostas dos consumidores a preços para minimizar a probabilidade de detecção. Desta forma, a dependência de informações baseadas na insatisfação do consumidor quanto a algum mercado, em conjunto com sua boa vontade para denúncia, torna o SBDC limitado na ação

contra os cartéis. Em vista deste problema, os principais métodos de filtragem de cartéis devem buscar fornecer características melhores que a dependência de denúncias por parte dos consumidores insatisfeitos.

Entre os trabalhos relacionados com a construção de filtros de cartéis para o mercado de combustíveis no Brasil, merecem menção estão os trabalhos de Vasconcelos e Vasconcelos (2005, 2008, 2009), Freitas (2010), Fetter (2012) e Silva *et al.* (2014): Vasconcelos e Vasconcelos (2005) aplicam uma metodologia adaptada de Gülen (1996) para analisar a dinâmica histórica de preços no varejo de gasolina sob a hipótese de paralelismo como filtro para possíveis cartéis; Vasconcelos e Vasconcelos (2008) constroem indicadores de colusão a partir dos modelos de análise de variância, ARCH e GARCH, para o mercado de gasolina a varejo, considerando que maiores variações de preços é um filtro relevante para supostos períodos de conspiração. Os autores sugerem ainda o uso de metodologias que requeiram *inputs* de informações mínimas, como apenas o preço. Vasconcelos e Vasconcelos (2009) simulam dados de preços de varejo com o intuito de testar filtrar inconsistência no comportamento de agentes derivadas de comportamento colusivo. Os autores utilizam as estatísticas ddv^{37} para captar estas anomalias como sugestão de filtro de cartéis a partir de uma relação de longo prazo na dispersão de preços, para paralelismo e variabilidade intensa na combinação de preços.

Freitas (2010), através de uma metodologia empírica georreferenciada, construiu um filtro de detecção de indícios de cartel no mercado de gasolina a varejo, comparando com os filtros do SBDC, para uma análise do varejo de combustíveis em Porto Alegre. Os resultados mostraram maiores informações sobre os comportamentos das firmas, permitindo a indicação de cartéis locais não identificados pela metodologia SBDC. O autor concluiu que o georreferenciamento pode ser um complemento importante aos modelos, visto que utilizar exclusivamente agregados municipais pode levar a erros de se considerar todo o mercado concorrencial quando existem cartéis que não incorporam todos os postos da cidade e funcionam apenas em pontos urbanos específicos.

Fetter (2012), a partir das hipóteses de marcadores de colusão sugeridas por Harrington (2005), buscou identificar padrões em séries de preços que poderiam aderir aos pressupostos de colusão. O autor utilizou um painel de dados dinâmico para dados mensais de gasolina em municípios do Brasil, analisando os resultados em comparação a 10 municípios

³⁷ Directed divergence statistic: $ddv(p, q) = 2 \sum_{i=1}^k p_i \ln \left(\frac{p_i}{q_i} \right)$, em que p e q são as distribuições de preços das firmas 1 e 2.

com histórico de cartéis condenados pelo CADE. Os resultados foram parcialmente robustos com as proposições de Harrington (2005) para preços anticíclicos e menor dispersão dos preços, mas não houve indícios que corroborassem com a possibilidade de maior volatilidade sugerida pela guerra de preços.

Silva *et al.* (2014) analisaram o problema da assimetria nos preços da gasolina a varejo nos municípios brasileiros com dados semanais por meio de modelos Threshold, sobre o pressuposto de que a assimetria pode servir de filtro de possíveis ações anticompetitivas. Os resultados mostraram que em média 30% dos municípios do Brasil apresentaram algum tipo de assimetria na dinâmica de preços, e que, mesmo não sendo prova definitiva contra cartel, poderia servir de filtro para análises mais profundas nestes municípios.

Em virtude das considerações apresentadas nesta seção, em especial ressalta-se as contribuições de Harrington (2005) e Doane *et al.* (2013), é importante encontrar elementos nos mercados que possam ser testados com dados de baixo custo para obtenção, como já mencionado anteriormente. Dentro os dados relativamente mais acessíveis estão os preços, em especial sua dinâmica ao longo do tempo, sendo necessário testar metodologias que possam relacionar dinâmicas de preços a conluios, como será apresentado nos capítulos posteriores. Faz-se necessário, no entanto, apresentar primeiro o mercado de gasolina que é objeto de estudo neste trabalho, na próxima seção.

2.3 O MERCADO DE GASOLINA

Antes de apresentar a estrutura do setor de gasolina, faz necessário compreender as características listadas na literatura estruturalista que são associadas a este setor quanto ao aumento da probabilidade em possuir equilíbrio colusivo.

Dividindo as abordagens sobre investigação de cartéis, Harrington (2005) e Perloff *et al.* (2007) as diferencia entre estruturalista e estratégica, sendo esta última que fundamenta os métodos de análise de equilíbrio colusivos via dinâmicas de variáveis observáveis, como apresentado anteriormente. A abordagem estrutural, derivada dos modelos de ECD, busca identificar mercados com características que se acredita serem favoráveis à colusão. Assim, demonstrou-se que, em mercados com poucos concorrentes, bens homogêneos e demanda estável e inelástica, a formação de cartéis é mais propícia e, portanto, estes mesmos mercados devem ser monitorados e investigados. Pelo Quadro 2.4 é possível visualizar melhor alguns elementos que facilitam a existência de cartel.

Quadro 2.4. Elementos facilitadores de acordos colusivos

Elementos	Motivações
Arranjo vertical da cadeia de produção	Facilidade de acordo e articulação entre as diferentes firmas sobre um mesmo fornecedor;
Associações patronais fortes	Capacidade de associação direta entre os membros. Associações patronais podem ser as principais condutoras e reguladoras das práticas de cartel, sendo responsável inclusive pela coordenação a punição de firmas que traírem o acordo;
Barreiras à entrada	Reduz o nível de concorrência, pois mesmo lucros extraordinários não implicam em aumentos do número de concorrentes;
Condições que promovam aumento do aprendizado do crime	Interação contínua entre as firmas e acesso a informação do modo de operação dos órgãos de defesa da concorrência, facilitam a coordenação e dificultam a efetividade dos órgãos de defesa;
Dependência espacial da demanda	A natureza da distribuição e aquisição do produto pode tornar mercados com vários vendedores mercados oligopolistas, quando existem custos relativos a pesquisa de preços;
Dificuldade de identificação do Cartel	Dependendo da extensão e número de <i>players</i> em um dado mercado, o monitoramento de práticas ilegais pode ter custo tão alto à sociedade quanto à manutenção da prática de cartel;
Facilidade de fiscalização e punição ao desvio de cartel entre empresas	Quanto mais fácil e menos custoso for para as empresas envolvidas no cartel fiscalizarem e punirem as empresas que quebrarem o acordo maior poderá ser o compromisso das firmas associadas com cartel.
Homogeneidade do produto	Custos estáveis, paralelismo de preços estrutural, podem estar relacionados a fases mais maduras do produto;
Leniência pública	A incapacidade dos órgãos públicos em aplicar medidas punitivas adequadas a todos os cartéis, seja pelas fracas punições ou capacidade de identificação, o que reduz os custos e incertezas de adesão ao cartel.
Mercado oligopolista	Fácil monitoramento, menor custo de contrato, facilidade na aplicação de ações punitivas;

Fonte: Elaboração própria a partir de Perloff *et al.* (2007), Harrington (2005), Porter (2005), Grossman (2004) e Tirole (1988).

Dentro da abordagem estruturalista, dois problemas impactam sobre o estudo de cartéis: primeiro, a causalidade entre a estrutura e a conduta (a existência do cartel pode tanto ser causada por uma estrutura propícia a sua existência, quanto pode ser a causa para tal estrutura). Um exemplo disso são as barreiras à entrada, fundamentais à permanência do cartel, mas que não necessariamente advêm da estrutura do mercado, podendo ser desenvolvidas pela ação coordenada entre os agentes. O segundo problema desta abordagem é que a existência de condições que propiciam o cartel não implica propriamente na sua formação. De outra forma, mesmo se fossem achados mercados ideais para conluio (duas firmas, bens homogêneos, demanda inelástica,...) é provável que a maior fração destes

mercados se classificasse como concorrencial. Ou seja, a abordagem estruturalista mostra apenas condições que facilitam a formação do cartel, podendo levar a probabilidades relativamente altas da sua existência, sem configurar, no entanto, indícios do cartel, incorrendo com frequência ao erro dos falsos positivos (Harrington, 2005; Doane *et al.*, 2013). Estes problemas colocam a abordagem estruturalista como fraca em criar provas contra o cartel para julgamento.

A abordagem baseada em estratégias, cuja base deriva dos modelos dinâmicos de colusão, é a principal referência para a análise da identificação da prática de cartel. Suas definições são baseadas em estratégias e escolhas das firmas, o que permite minimizar o problema do falso positivo, filtrando informações que configurariam a existência do cartel e não apenas condições para isso. Mas ainda assim é importante salientar que o a abordagem estruturalista traz dados relevantes sobre condicionantes do cartel (Harrington, 2005; Grossman, 2004).

Foi mencionado anteriormente que é importante a identificação de cartéis que levem ao julgamento e sanções cabíveis pelas autoridades públicas, de forma a permitir a maximização do bem estar social (considerando que o custo de investigar cartel também é um custo social). Para tanto, a composição de provas legais é vital para seu desmantelamento, sendo que o grande problema é a construção de indícios econômicos que tenham valor legal como prova do cartel no processo. Pela dificuldade de obtenção de provas econômicas, os processos administrativos contra cartéis dependem quase que exclusivamente de provas não econômicas, como informações trocadas entre as firmas obtidas por escutas telefônicas e documentos que demonstrem a existência do acordo. Mas isto nem sempre é possível em dadas estruturas de cartel, facilitando ainda mais sua permanência.

O caso do mercado de combustíveis é representativo desta dificuldade, pois há muitos *players* e os indícios colusivos são muito fortes no setor, o que eleva os custos de fiscalização principalmente devido à dimensão geográfica do país e ao número de postos concorrentes. Pode-se dizer que é quase impossível monitorar todas as possibilidades de cartel, tendo em vista a necessidade de utilizar investigadores e equipamentos para conseguir provas judicialmente satisfatórias da sua existência, o que poderia tornar os benefícios da sua identificação nulos ou negativos (Freitas, 2010).

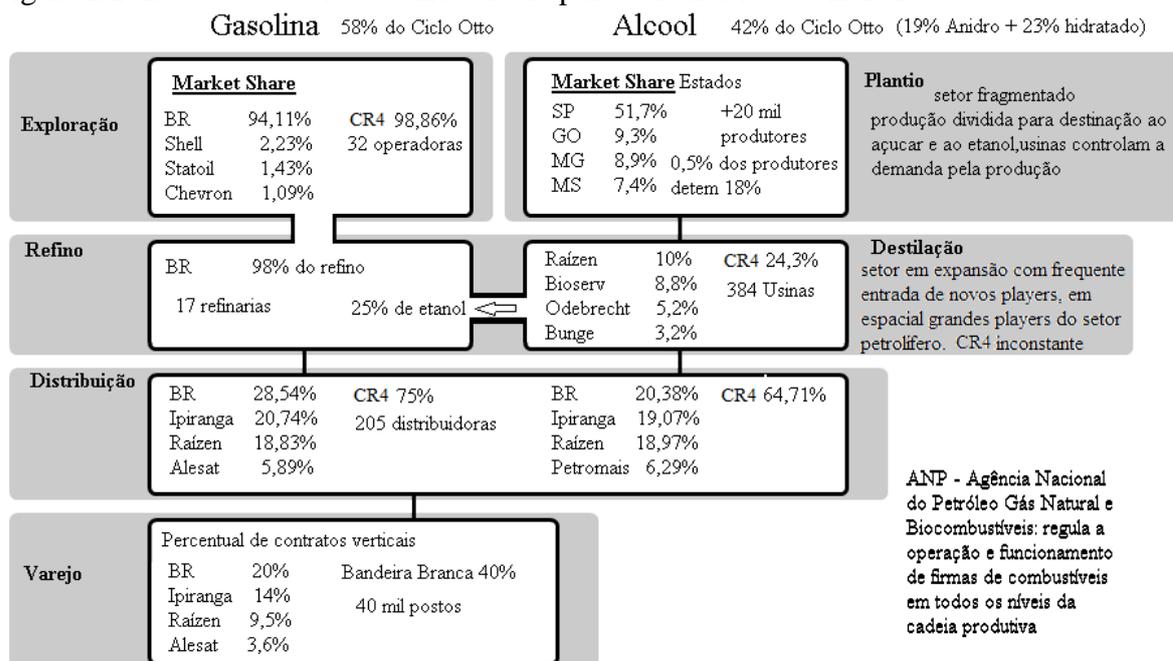
2.3.1 CARACTERÍSTICAS DO SETOR

O mercado de gasolina do Brasil pode ser dividido em quatro níveis distintos: exploração, refino, distribuição e varejo. Cada um dos níveis tem características distintas em sua estrutura, como número de participantes, tipo e nível de tecnologia. Com exceção do varejo, o setor de combustíveis no Brasil é altamente concentrado. E, por ser um setor estratégico na produção de energia e nos custos produtivos nacionais, é fortemente regulado. Atualmente, duas agências têm vínculo direto com este setor: a primeira, a ANP (Agência Nacional de Petróleo Gás Natural e Biocombustíveis), é o principal regulamentador e fiscalizador do setor, sendo um membro auxiliar importante no SBDC (BRASIL, 2011) para o setor de combustíveis. A ANP promove, além da regulação e fiscalização dos produtos e firmas, a fiscalização do nível de concorrência, apresentando ao SBDC pareceres e notas técnicas, além de dados produzidos pela própria agência, quanto a processos instaurados pelo SBDC. A segunda agência é a ANEEL, que apesar de não reguladora direta do setor de combustíveis, é afetada pela presença de grandes empresas de combustíveis no setor energético e pelo aumento da dependência energética nacional a combustíveis fósseis (50% em 2013) (BRASIL, 2014).

A concentração do setor de combustíveis é especialmente elevada na exploração e refino de petróleo, configurando um monopólio quase puro da Petrobrás. Até 1997 a Petrobrás detinha quase a exclusividade da exploração e, apenas por meio de contratos de risco³⁸, outras firmas puderam atuar na década de 70, mas a Constituição de 1988 impediu novos contratos. Apenas em 1997 houve uma nova flexibilização do monopólio, permitindo que outras empresas fizessem exploração por blocos, mas foram feitas predominante associações com a Petrobrás nas licitações, devido a altos riscos geológicos, incertezas regulatórias, econômicas e políticas (Campos, 2005; Lucchesi, 1998). Mas, apesar da oferta criada por novas operadoras em poços de petróleo, ela é insignificante perto da produção da Petrobrás (Figura 2.2).

³⁸ Significa a concessão de determinada área para exploração de petróleo a uma empresa por meio de pagamentos de taxas e/ou cessão de parte do petróleo extraído (parcela variava de 20 a 80%) a Petrobrás. O termo "risco" é principalmente alegado a empresa concessionária que arcaria com todos os custos de investimento caso não encontrasse nada.

Figura 2.2. Dados do setor de combustíveis para veículos leves em 2014



Fonte: Elaboração própria segundo dados da ANP (2015), CADE (2014, 2015), SINDICOM (2015), COSAN (2015), Petrobrás (2015), ULTRA (2015), UDOP (2015), BRASIL (2015).

Nota: Ciclo Otto é um termo da termodinâmica para motores de combustão interna com centelha, motores desta natureza representam a maioria dos automóveis de passeio.

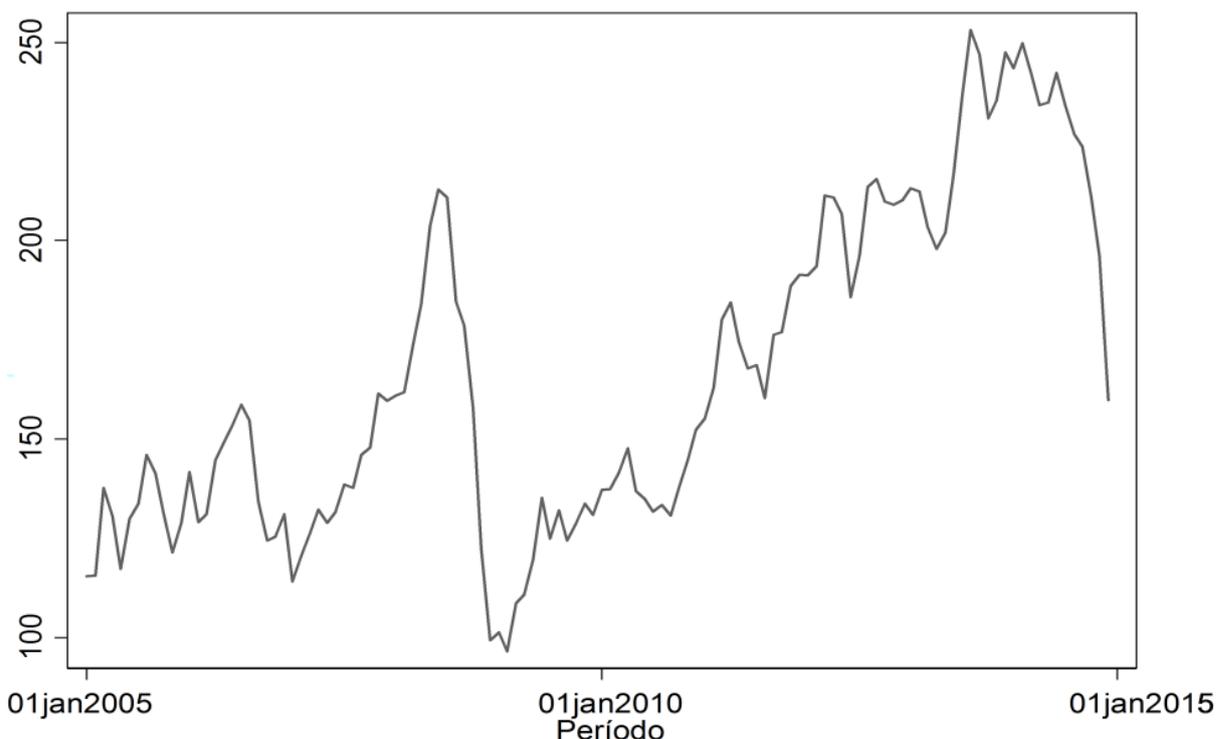
Assim como na exploração, o refino é também liderado pela Petrobrás, com a empresa respondendo por 98% do mercado (Figura 2.2). Apesar da existência de refinarias de outras firmas, os custos de uma planta são relativamente altos³⁹ e pode levar 5 anos entre investimento e início da operação (Girard, 2007). Mas o maior problema enfrentado na construção de novas refinarias é o risco associado às políticas de preço do governo. O governo com frequência é acusado de usar a Petrobrás para manipular preços de mercado para conter riscos inflacionários, seja devido a um aumento dos preços internacionais do petróleo ou pela desvalorização do real frente ao dólar. Estas manipulações têm efeitos severos nos lucros das refinarias, e são uma barreira forte a entrada de novos *players*.

Contudo, apesar de ser uma estrutura muito próxima à monopolista tanto na produção quanto no refino por uma empresa, os preços não são monopolísticos, pois na refinaria estes ainda são controlados pelo governo, não existindo significativa diferenciação entre as refinarias do Brasil. As motivações para este controle pelo governo derivam da tentativa de controlar preços de um setor chave e evitar que as fortes flutuações do preço do barril e do câmbio atinjam instantaneamente o consumidor, com impacto negativo sobre a

³⁹ Mesmo sendo inferiores ao lucro anual da Petrobrás, cerca \$3 bilhões uma planta média, para novos entrantes o custo associado aos riscos inviabiliza a entrada.

economia. Assim, tanto quedas quanto aumentos nos preços do petróleo, são amortecidos pela Petrobrás. Estas diferenças podem ser notadas quando comparadas a evolução do preço internacional do petróleo (Gráfico 2.1) com a evolução dos preços internos da gasolina (Gráfico 2.2).

Gráfico 2.1. Preço internacional do barril de petróleo em R\$, de 2005 a 2015

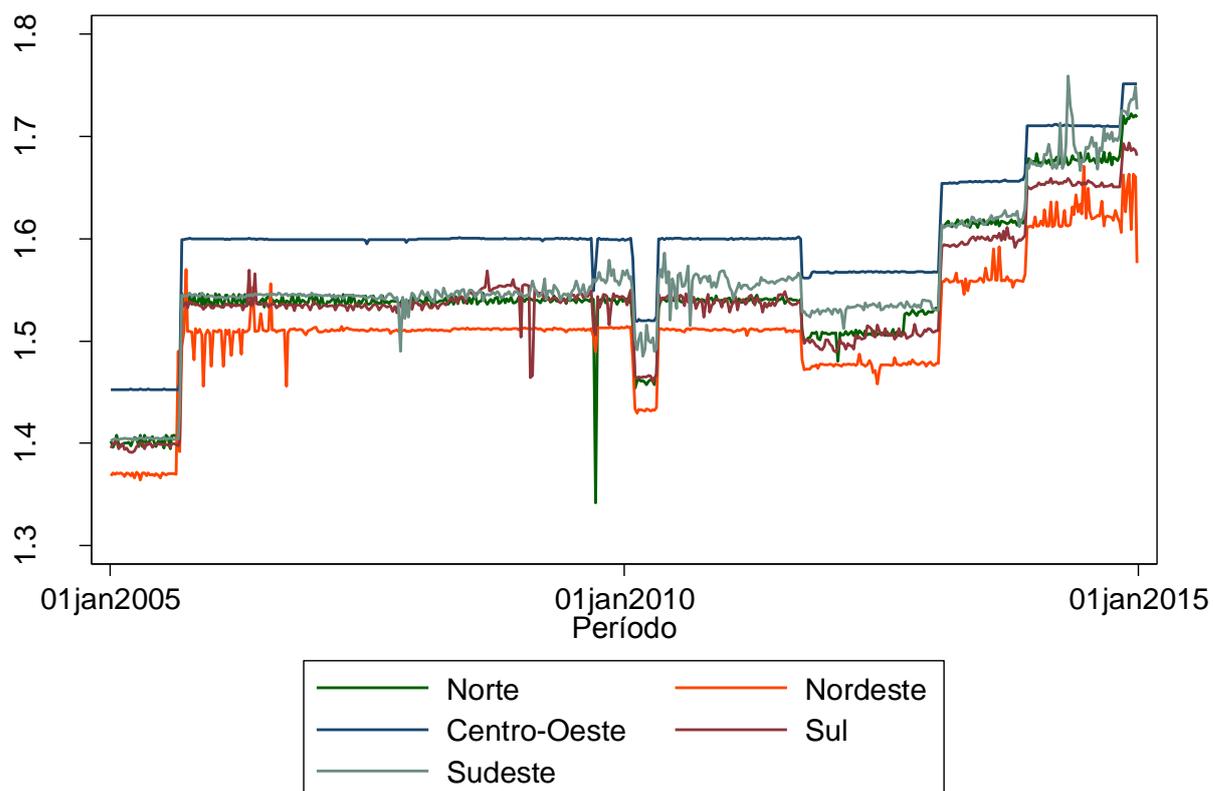


Fonte: Elaboração própria

Nota: Preço calculado pela Taxa de câmbio (R\$/US\$ - BCB, 2015) vezes cotação internacional (US\$ FMI 2015).

Enquanto os preços internos da gasolina ofertada pelas refinarias da Petrobrás são praticamente estáticos, com repentinas variações que não correspondem diretamente com a evolução do preço do petróleo, os preços do barril de petróleo são voláteis com dois grandes picos que não foram repassados aos consumidores, assim como suas baixas.

Gráfico 2.2. Preço da gasolina tipo A nas refinarias do Brasil, de 2005 a 2015



Fonte: ANP (2015).

Nota: Gasolina tipo A é a gasolina pura, i.e. sem a mistura de etanol.

2.3.2 A DISTRIBUIÇÃO

A distribuição de gasolina engloba os mesmos conjuntos de empresas na distribuição de etanol, sendo este tão importante quanto a gasolina no mercado de combustíveis leves. Apesar da flexibilização da distribuição, a partir de 1993, grande parte do mercado ainda permaneceu sob o controle de um número pequeno de distribuidoras. Mesmo sendo um oligopólio com alto nível de concentração, com CR4 de 75% para a gasolina e 65% para o etanol (Figura 2.2), ainda existe um nível de concorrência diferente do refino e exploração. Ou seja, a distribuição é a principal fonte de variação dos preços finais no mercado, apesar do controle de preços dos seus insumos, pois as empresas distribuidoras têm liberdade para definir o preço final de oferta no mercado.

Este segmento também é afetado por processos frequentes de investigação pelo SBDC, associados tanto à formação de cartel quanto ao aumento da concentração no setor

(em média seis processos de concentração por ano nos últimos anos) (ANP, 2015). Um exemplo do aumento da concentração é a fusão da Shell com a COSAN que resultou na Raizen⁴⁰, caso em que a ANP recomendou a rejeição da operação, pois aumentaria a concentração na distribuição tanto de gasolina quanto de etanol (CADE, 2015).

No setor de distribuição, a diferenciação de preços no mercado de combustíveis pode ocorrer de duas maneiras: primeiro, pelos custos de transporte, pois quanto mais distantes os municípios das refinarias e mais onerosos os meios de transporte, maiores serão as diferenças de preços entre os mercados (Figura 2.3 e Tabela 2.1). O segundo motivo deriva do fato das pequenas distribuidoras não terem acesso a municípios de pequeno porte, tornando a concorrência menor ou inexistente, permitindo que grandes distribuidoras sejam monopolistas e exerçam poder de mercado. Esta última constatação é relativamente relevante quando se considera o papel das distribuidoras na concorrência do varejo, foco de análise deste trabalho. (pois pela literatura sobre estrutura de mercado, setores concentrados a montante são influentes na natureza da competição a jusante).

Tabela 2.1. Custos relativos de transporte em relação ao transporte ferroviário

<i>Tipo de transporte</i>	<i>Custo relativo</i>
Navio cargueiro com capacidade de 150.000 toneladas em viagens de 4800 Km	0,03
Navio cargueiro com capacidade de 30.000 toneladas em viagens de 4800 Km	0,04
Gasoduto de 42 polegadas de diâmetro	0,07
Gasoduto de 12 polegadas de diâmetro	0,33
Barcaça em uma viagem de 800 Km	0,34
Estrada de ferro em uma viagem de 800 Km	1,00
Caminhão tanque com 25ton de carga útil em viagens de 80 Km	2,87
Caminhão tanque 15ton de carga útil em viagens de 80 Km	3,31

Fonte: Adaptado de Scherer (1996)

De acordo com a Figura 2.3, é possível definir em que mercados os preços serão mais baixos ou elevados de acordo com os custos relativos de transporte apresentados na Tabela 2.1. Os custos relacionados ao transporte por oleodutos que atendem a região Sudeste são os menores, representando entre 7% e 33% dos custos de transporte ferroviários e perdendo apenas para os custos de transporte marítimo, que atendem entre as cidades costeiras com portos. Por outro lado, a região centro-oeste do país é quase que exclusivamente dependente de transporte rodoviário, o mais caro dos tipos de transporte, chegando a três vezes os custos do transporte ferroviário.

⁴⁰ Este caso está no Processo Administrativo nº 08012.001656/2010-0 (CADE, 2015).

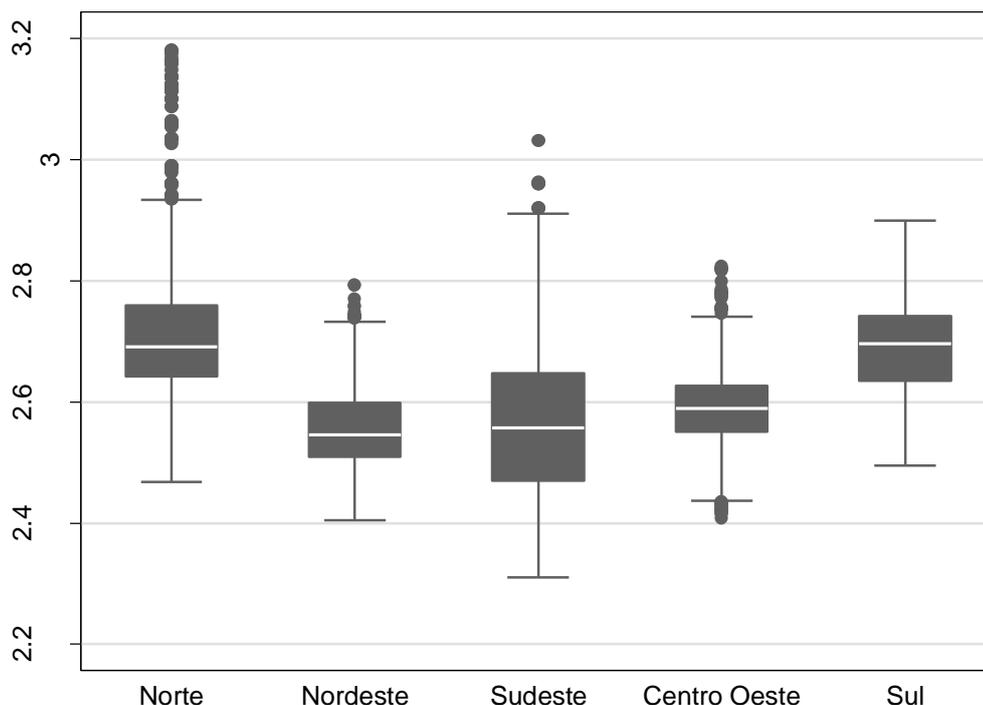
Figura 2.3. Logística da distribuição de combustíveis no Brasil



Fonte: SINDICOM (2015)

A existência de custos elevados em transporte mina o interesse de mais de uma concorrente atender um determinado mercado, existindo empresas com o monopólio da distribuição de combustíveis em alguns municípios do país. Isto pode ser outro fator importante de diferenciação dos preços entre regiões, como pode ser visto no Gráfico 2.3, que mostra a dispersão dos preços da gasolina ofertada pelas distribuidoras pelo Brasil. Ao contrário do refino onde a dispersão é mínima, na distribuição os preços tem forte variação mesmo em uma única região, com um destaque especial para o Sudeste e Norte do país.

Gráfico 2.3. Preço da gasolina tipo A no atacado em 2014



Fonte: ANP (2015).

A diferenciação na distribuição de preços entre as regiões pode ser evidenciada pela maior separação entre os quartis 2 e 3 dos gráficos das regiões Sudeste e Norte, associado à diferença de seus mínimos e máximos. Enquanto nas regiões Nordeste, Centro-Oeste e Sul as diferenças entre os quartis 2 e 3 é de R\$0,10 e a diferença entre os extremos é de R\$0,40. Nas regiões Norte e Sudeste as diferenças entre os quartis 2 e 3 é de R\$0,15 a R\$0,20 e a diferença entre os extremos é de R\$0,80.

2.3.3 A INTEGRAÇÃO DA CADEIA DO ETANOL

No setor de combustíveis para veículos leves, o etanol permitiu um fortalecimento da competição. Desde o plantio da cana, a cadeia produtiva do etanol tem uma estrutura mais competitiva que a gasolina, com um CR4 relativamente menor. Enquanto a exploração e o refino do petróleo são controlados pela Petrobrás, para o etanol a plantio de cana é altamente pulverizada, sem barreiras a entrada ou custos afundados que envolvem a exploração petrolífera. A usinagem do etanol é fusionada com a usinagem de açúcar, uma mesma planta é capaz de atender as duas produções, que não contavam, com a participação de empresas

petroleiras. Apenas recentemente estas passaram a ter interesse em investir em usinagem. Contudo, como nem sempre as empresas de energia tinham interesse em investir na produção de açúcar, as empresas estabelecidas no setor garantiram sua posição ao terem sua produção diversificada sem grandes custos. Esta estrutura permitiu empresas com vínculos puramente agrícolas competir, mesmo que indiretamente, com empresas de energia e combustível, como os casos da Bunge e Bioserv (Guerra, 2012; Proença, 2012; IBGE, 2015; SINDICOM, 2015; COSAN, 2015; Petrobrás, 2015; ULTRA, 2015).

O etanol, como combustível alternativo, gerou uma competição com gasolina no mercado de combustível para veículos leves, permitindo uma concorrência indireta de refinarias e usinas de etanol por bens com elevado grau de substituição. Os efeitos desta concorrência são relativamente mais importantes em termos da redução do poder do monopólio da Petrobrás (apesar desta ter aumentado seu papel recentemente nesta cadeia do etanol), pois permitiu novas entrantes no setor de combustíveis com investimentos menores que do refino de petróleo e risco reduzidos⁴¹ (Figura 2.2). Estes ganhos foram possíveis principalmente pela introdução do carro *flex*, que permite o uso de ambos os combustíveis em um mesmo motor. Os benefícios foram tanto para consumidores finais quanto para a estrutura produtiva que deixou de ter um único produto homogêneo em sua cadeia.

O consumo de etanol, no entanto, não tem uma distribuição homogênea pelo país. Estados mais propícios ao plantio de cana centralizam as usinas, visto que o transporte de cana é elevado em relação ao transporte do produto final, como mostra a Figura 2.4. Esta centralização da produção do etanol, associada aos custos de transporte, faz com que os preços deste combustível sejam relativamente mais competitivos nos estados produtores, enquanto nos demais a gasolina permanece como combustível mais competitivo.

No estado de São Paulo, principal produtor de etanol, seu uso apresenta a maior viabilidade em relação aos demais estados, levando-o a ser o principal consumidor deste combustível, superando o consumo da gasolina nos períodos em que seus preços elevam, como apresentado no Gráfico 2.4.

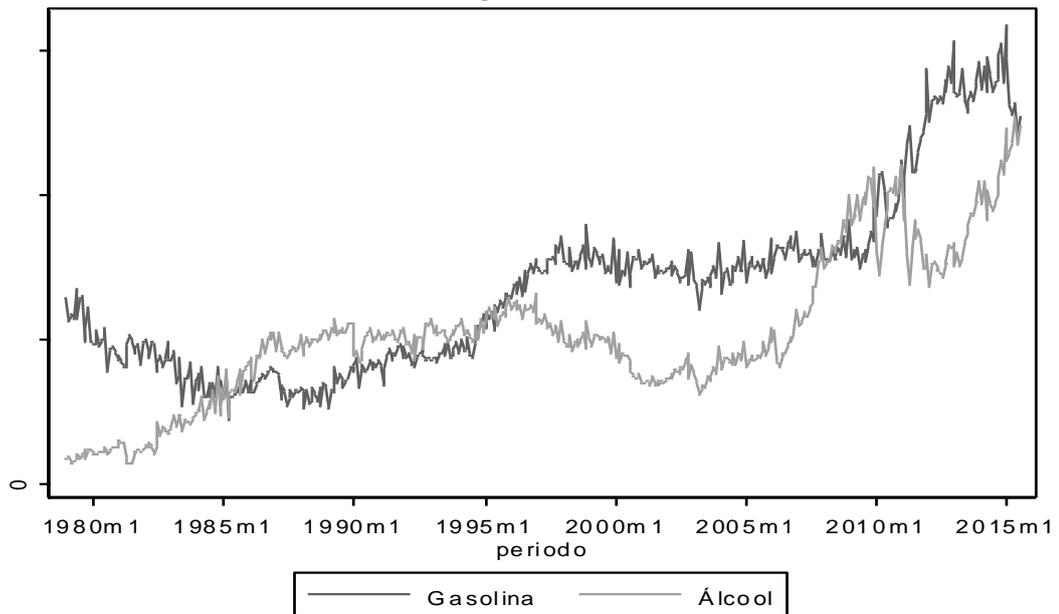
⁴¹ A cana de açúcar, sendo um insumo na produção do etanol, também pode deslocada para o mercado internacional de açúcar, de forma que os riscos de ambas a produções pode ser gerenciado de acordo com as expectativas de preços destes mercados.

Figura 2.4. Dispersão das usinas de etanol no Brasil



Fonte: IBGE (2015)

Gráfico 2.4. Consumo nacional de álcool e gasolina



Fonte: ANP (2015).

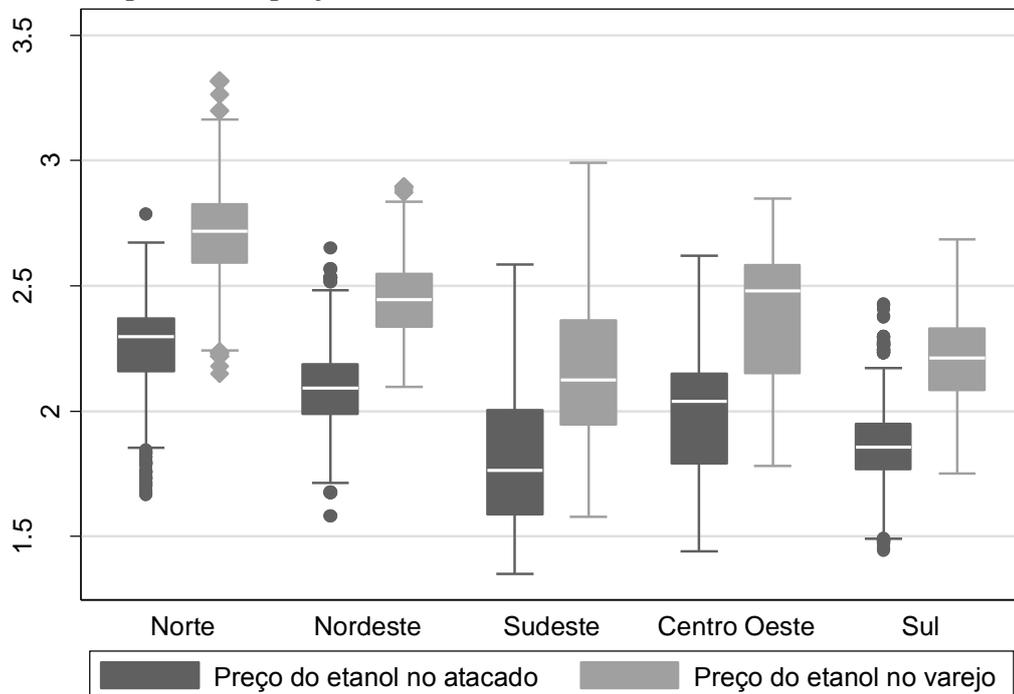
Nota: Consumo aparente de gasolina e álcool combustível com base média quantidade (mil barris)/dia.

A introdução do veículo *flex* anulou o custo monetário de troca de combustíveis, permanecendo apenas as preferências do consumidor quanto ao uso da gasolina ou do etanol. Isto permitiu a expansão do consumo de etanol no Brasil, e ainda criou uma demanda latente

pelo combustível. Quando os custos de usar gasolina superam o de usar etanol, há uma troca natural pelo consumidor para minimizar estes custos, sem que haja custos adicionais de troca. Esta facilidade na escolha do combustível, proporcionada pelo carro *flex*, garantiu a preferência dos consumidores a este tipo de motor⁴², que levou a um aumento da frota de veículos bicombustíveis.

As diferenciações de preço no etanol no Brasil são relativamente distintas do caso da gasolina. Primeiro, porque a produção de etanol tem dependência espacial das áreas cultivadas centralizadas especialmente em São Paulo e na costa do Nordeste. Nas regiões onde a cana é plantada, existe uma vantagem relativamente maior no uso do combustível em detrimento do uso da gasolina, comparado às demais regiões do país. Estas vantagens em relação à proximidade da área plantada associadas aos custos de transporte geram maior competição em sua estrutura que na produção da gasolina e garantem ao etanol uma maior dispersão de preços no país em relação ao seu concorrente, como pode ser visto no Gráfico 2.5.

Gráfico 2.5. Dispersão dos preços do etanol em 2014



Fonte: ANP (2015)

⁴² Mais de 94% das vendas nacionais de veículos leves em 2014 foram de motores *flex*, segundo dados da ANFAVEA (2015).

2.3.4 O VAREJO

O varejo de combustíveis no Brasil é altamente pulverizado, pois existem milhares de postos distribuídos pelo país, mas, como sua atuação é regional, a definição de mercado relevante pode levar a um número relativamente pequeno de concorrentes diretos de um posto (este número raramente ultrapassa 6 postos⁴³).

A definição de mercado relevante de produto e geográfico adotada pelo CADE é do menor mix de produtos concorrenciais (com grau de substituição maior de zero) na menor abrangência geográfica em que um suposto monopolista seja capaz de impor um aumento de preços significativo e não transitório⁴⁴. Esta definição é contestada dentro na literatura principalmente pela necessidade em se definir o poder de mercado (que é objetivo fim) para então definir o mercado relevante (que um objetivo primário na análise de cartel), o que torna seu resultado pouco útil na detecção de cartel (Perloff *et al.*, 2007 e Harrington, 2005). Isto porque seria necessário definir primeiro a composição do cartel para então definir o mercado relevante. Ainda sim, não houve uma dispensa do uso desta definição em pareceres dos órgãos do SBDC, mesmo que processos recentes⁴⁵ destaquem a irrelevância da definição do mercado relevante, visto que a constatação do cartel dispensa o fato de haver ou não concorrentes. Pois se o cartel existe, existe poder de mercado, indiferente da sua extensão geográfica e de produto (CADE, 2015).

Ainda que a definição de mercado não se aplique de forma eficiente como instrumento para análise de cartel, ela é relevante com fim de caracterizar o mercado analisado, segundo produtos e possíveis concorrentes. No caso do mercado de combustíveis o SBDC, usa duas definições de mercado geográfico: a primeira seria o chamado “corredor” ou as diferentes rotas urbanas que ligam a periferia ao centro urbano em que os postos estão localizados. Cada rota é por si um mercado geográfico relevante pelo perfil da demanda dos consumidores; a segunda seria a do próprio limite territorial do município ou zona urbana⁴⁶ como mercado geográfico, como uma união de todos os “corredores” de demandantes do mercado (CADE, 2015; Souza *et al.*, 2010).

A primeira definição acaba por ser muito custosa para ser amplamente aplicada, limitando seu uso a análises mais pontuais para casos em julgamento. A segunda definição,

⁴³ Considerando a definição de mercado relevante do CADE (2015),

⁴⁴ Um aumento maior ou igual a 5% que perdure tempo suficiente para aumentar lucros (Souza *et al.*, 2010).

⁴⁵ Estas constatações estão nas notas técnicas do CADE (2015) do Processos Administrativos de número: 08700.002821/2014-09, 08012.004039/2001-68 e 08012.004472/2000-12.

⁴⁶ Pode-se incluir regiões metropolitanas.

pela sua simplicidade, acaba sendo unânime nos pareceres pela facilidade de análise. Pois, traçar um “corredor” significaria mapear a posição de cada posto em conjunto com os fluxos de veículos em rotas urbanas, o que pode ser custoso e demorado e não agregar elementos significativos em um processo contra cartel, pela própria definição de mercado geográfico ser pouco robusta para esta análise.

O mercado do produto, de acordo com o CADE, engloba quatro produtos: a gasolina, o etanol, o GNV e o diesel. Esta definição têm limitações específicas em competição entre eles, pois diesel e o GNV não competem no curto prazo com os demais produtos, podendo ser excluídos do rol de combustíveis para veículos leves. Por mais que possa existir uma competição de longo prazo entre os quatro combustíveis⁴⁷, no curto prazo apenas o etanol e a gasolina são realmente competidoras desde a introdução dos carros bicombustíveis, sendo estes dois a definição de mercado do produto para fins de análise neste trabalho. Mesmo sendo a gasolina e o etanol tecnicamente iguais, a existência de possíveis adulterações leva os consumidores a preferirem combustíveis onde estes acreditam haver maior qualidade, ou menor adulteração.

Apesar de pulverizados, os mercados varejistas de combustíveis existem contratos verticais de exclusividade com as distribuidoras (bandeiras de postos) que acabam por influenciar o grau de competição entre os postos. As bandeiras dos postos funcionam como uma marca dos negócios e têm um papel significativo sobre a diferenciação do produto. Isto porque elas funcionam como um indicador de qualidade, já que se espera não haver o envolvimento de grandes marcas de combustível na falsificação destes (CADE, 2015; Pinto e Silva, 2008).

Até 2014 a Petrobrás era a maior detentora de acordos de integração vertical responsável com bandeira em 20% dos postos no país, seguida da Ipiranga com 14%. Postos independentes (ou bandeira branca), em que não há a vinculação dos acordos verticais de exclusividade, são a grande maioria, 40% do total. Pinto e Silva (2004) mostram que a existência de postos sem bandeira é relativamente positiva ao permitir uma diferenciação de preços dos de bandeira e um modelo com dois setores. Em uma análise da média de preços em postos de gasolina de 2014 em 18 cidades, listadas no Anexo 2, que tiveram processos de cartel instaurados, foi possível verificar que os postos sem bandeira foram os que tiveram a menor média de preços nestes municípios (Tabela 2.2).

⁴⁷ Os consumidores podem trocar de veículos se o diesel for mais barato, ou adaptar o carro para o uso da GNV, desde que os custos de manutenção anuais e de adaptação sejam vantajosos quando considerado o preço.

Tabela 2.2. Média de preços por bandeira em 2014 para municípios selecionados

Bandeira	Preço Médio	Ocorrências	Frequência
Sem bandeira	2,93	10.381	22%
ALE	2,95	1.165	2%
IPIRANGA	2,97	8.988	19%
Outras bandeiras	2,99	7.160	15%
SABBA	2,99	1.315	3%
RAIZEN	2,99	4.303	9%
BR	3,00	14.095	30%
<i>Total</i>	<i>2,98</i>	<i>47.407</i>	<i>100%</i>

Fonte: ANP (2015)

A diversidade de players e contratos verticais, associado a perfis locacionais e de demanda do mercado, aumenta a diferenciação de preços em níveis regionais. Em níveis municipais, nem sempre esta constatação é averiguada. A baixa diferenciação de preços intra município quando o mesmo não acontece regionalmente, sugere a existência de poder de mercado em algum nível de sua estrutura, o que compele o alinhamento de preços finais. A baixa diferenciação entre bandeiras como listado na Tabela 2.2 é uma constatação deste problema.

As características locacionais dos postos, os tipos de bandeira, e a existência de acordos colusivos, entre outros fatores, colocam os postos como atores importantes na diferenciação de preços nacionais e o ator mais influente na diferenciação de preços locais. Contudo, como visto, o varejo de combustíveis é relativamente propenso à existência do cartel sendo ressaltados elementos para tal pelo próprio CADE⁴⁸ (2015). Entre as características citadas como propícias à colusão pelo CADE estão: homogeneidade do produto vendido e diferenciação quase nula em serviços; estruturas de custos semelhantes entre firmas; elevada transparência de preços; histórico de tabelamento governamental; associações patronais bem organizadas; contratos verticais de exclusividade; barreiras à entrada; inelasticidade-preço da demanda. O Quadro 2.5 resume algumas destas características que são relevantes na formação de acordos colusivos no setor.

⁴⁸ Ver PA 08700.002821-2014-09 (CADE, 2015).

Quadro 2.5. Características que facilitam acordos colusivos no setor de combustíveis

Características	Mercado de combustíveis
Arranjo vertical da cadeia de produção	As cadeias são fortemente integradas, as petroleiras são donas de refinarias e distribuidoras, além destas manterem acordos verticais de exclusividade com os varejistas.
Associações patronais fortes	Além dos postos serem muito relacionados pelos acordos verticais impostos pelas distribuidoras, existe associações de postos em municípios, sendo estas muitas vezes a responsável principal pela articulação do cartel.
Barreiras a entrada	Além dos custos afundados de implantação e legalização do posto pelas normas legais sobre transporte a armazenagem de combustíveis definidos pela ANP. Podem existir barreiras coercitivas impostas pelos proprietários ou associação destes, como foi o caso dos postos de Brasília que chegaram a usar influência política para impor barreira à entrada (CADE, 2015).
Conduta criminosa	Escutas dos processos administrativos sugerem a existência de ameaças contra vida dos que não cooperam com o cartel. Estas ações aumentam o custo de desviar, podendo ser mais eficientes que as estratégias do tipo gatilho, sem custos diretos ao cartel se estes acreditam sair impunes.
Dependência espacial da demanda	A definição principal de mercado geográfico dos postos de combustíveis é a de corredores, linhas e acesso urbano que ligam o centro a periferia. Nestes corredores é raro existirem mais de 5 ou 6 postos e os consumidores tem pouco incentivo para usar uma rota alternativa do centro para periferia com intuito de pesquisar menor preço e limitando significativamente o mercado geográfico do combustível.
Dificuldade de identificação do Cartel	O mercado de combustíveis é particularmente de difícil investigação, primeiro pelo tamanho do país e do mercado. A existência de mais de 40 mil <i>players</i> torna difícil o monitoramento global deles. Além disso, cartéis podem ser locais sendo, portanto, diferentes entre regiões urbanas.
Facilidade de fiscalização e punição ao desvio de cartel entre empresas	Considerando a limitação do mercado geográfico a corredores, postos vizinhos podem monitorar uns aos outros sem custos. Casos investigados pelo CADE sugerem visitas quase diárias de diferentes donos de postos a possíveis desviantes do cartel, mostrando como relativamente fácil o monitoramento.
Homogeneidade do produto	A gasolina comum (tipo C) no Brasil é particularmente um produto homogêneo, pois tem sua composição regulada pela ANP e 98% de sua produção vinculada a mesma empresa (Petrobrás). As diferenciações do produto sugerida dentro da literatura são: as locais (o consumidor tem preferência por postos que estejam na sua rota diária) e de qualidade (a crença de combustível adulterado pode minar o interesse do consumidor em comprar).
Leniência pública	Mesmo com a denúncia pelo consumidor, poucos casos são realmente investigados devido a dificuldade na obtenção de provas. Além disso, as provas dependem da interpretação do juiz, levando cerca de 25% dos casos ao arquivamento pela insuficiência de prova.

Fonte: ANP (2015), CADE (2014, 2015), Freitas (2010).

As características ressaltadas no Quadro 2.5 são apenas condições que facilitam a existência do cartel, e como destacado por Harrington (2005), mesmo que haja condições ideais para sua existência, há a possibilidade dele não ocorrer no mercado. Isto porque o cartel

também depende da interação dos vários agentes, que podem ser interessados ou não em organizar um conluio. Neste caso, o resultado pode depender de diversos outros fatores que estão além da estrutura do mercado. Um exemplo pode ser dado a partir de alguns processos instaurados pelo CADE (2015) no varejo de combustíveis (Anexo 2). Nestes processos a ameaça (inclusive física) e a punição ao agente que desviasse do acordo colusivo ou que não quisesse participar, se mostrava ser suficiente para os coniventes não desviarem.

Muitas das ações, no entanto, que poderiam ser propostas para melhorar o ambiente de competição, fogem das diretivas do SBDC. Assim, as ações do SBDC devem focar os condicionantes do cartel que tenham solução legal onere o setor público ao mínimo, para que os custos sociais de dismantelar o cartel não sejam maiores que os da sua existência. No caso das estratégias, as medidas são relativamente mais simples de serem aplicadas pelo SBDC, pois eles são ações que visam reduzir o benefício de fazer cartel, ou impedir condições de equilíbrio colusivo estão dentro das diretrizes do SBDC.

2.3.5 HISTÓRICO DE CONLUIOS NO VAREJO

Segundo o CADE (2014), o setor de combustíveis apresenta a maior quantidade de processos em estoque no órgão, totalizando 223 casos em 2013, dos quais 161 eram no varejo de combustíveis. Destes, 36 se tornaram Processos Administrativos (PA), com 15 condenações. A Tabela 2.3 mostra o histórico de casos de cartel no setor, que representa 25% do total de casos do CADE, sendo que destes apenas 20% de casos averiguados levam a PA. No entanto, quando instaurados os processos, o número de condenados passa de 40%, sendo que muitos outros nem chegam a serem averiguados pela falta de provas da ação ilegal. A proporção de condenação de cartéis, quando investigados, mostra que o problema realmente é sistemático no setor.

Tabela 2.3. Processos de cartel no varejo brasileiro de combustíveis abertos pelo Cade, 1996 a 2013

Tipo de processo	Condenações	Arquivamentos	Em investigação	Total
Averiguações Preliminares	n.a	121	2	123
Representações	n.a	9	0	9
Processos Administrativos	15	21	0	36
<i>Total de condutas</i>	<i>15</i>	<i>151</i>	<i>2</i>	<i>161</i>

Fonte: CADE (2015)

Estes casos são provavelmente apenas uma fração da realidade de colusão no setor. Na base desta constatação, está o trabalho de Silva *et al.* (2014) que mostraram que mais de 30% dos postos pesquisados pela ANP apresentam dinâmicas de preços incoerentes com o mercado concorrencial, sendo associadas principalmente ao poder de mercado. Mesmo que não seja indício direto da coordenação de preços, é um indício de exercício de poder de mercado, podendo ser elevado adiante como filtro de eventuais práticas colusivas. A extensão do mercado em que existem práticas de preço que fogem ao esperado para mercados concorrenciais, somado ao histórico de cartéis, tornam o monitoramento ao setor complexo e custoso na composição de provas e abertura do PA.

Aliado a isto, como existe uma infinidade de mercados com suspeitas de conluíus, o custo de investigar cada mercado pode se tornar inviável. Este custo fica ainda mais elevado devido à recorrência do SBDC de investigação policial pelo uso de equipamentos e agentes de investigação, o que pode levar a um ônus social significativo. Além disso, a abertura do processo pode não levar a julgamento, como ocorre em 50% dos casos, aumentando ainda mais estes custos finais (Tabela 2.3). O Anexo 2 apresenta um resumo destes processos.

Dentro dos pareceres dos processos contra cartel, podem ser listadas as seguintes características: primeiro, os cartéis dependem da possibilidade de fiscalização e punição ou ameaça entre os agentes; segundo, os processos foram unânimes em indicar que, sem um líder ou mediador, o cartel é insustentável, como é o caso dos cartéis em postos de Londrina e Vitória. Estes coordenadores definem uma tabela de preços a serem praticados, coordena a fiscalização (os próprios coniventes são fiscais) e definem as medidas punitivas e/ou ameaças aos que desviam. Assim, a retirada do mediador leva a incapacidade de praticar ações punitivas ou fiscalizar o cartel, podendo levar este ao fim. Por isso, pode-se dizer que o cartel é um equilíbrio quando existem as condições ideais de gerenciamento, fiscalização e punição dos coniventes.

Apesar da importância da estratégia de punição severa para o equilíbrio do cartel, Scherer (1996) destaca que uma estratégia mais branda e temporária como do tipo “Olho por Olho” ou guerra de preços, foi suficiente para reestruturar o cartel durante as décadas de 70 e 80 nos EUA. O mesmo pode ser percebido nos processos de cartel no varejo de combustíveis do CADE (2015), pois houve em geral curtos períodos de punição, com estratégia do tipo “Olho por Olho”, não superando 5 semanas subsequentes, parecendo suficientes para o cartel se estabilizar (CADE, 2015).

Os processos mostram também existir outras medidas punitivas além da guerra de preços, como a coerção dos coniventes. Ameaças contra a integridade física de donos de

postos são frequentemente citadas nos processos, onde medidas punitivas do tipo guerra de preços parecem ser menos atrativas ou eficientes aos coordenadores do cartel. A coerção pode ser mais eficiente do que a guerra de preços, pois eleva os custos de desviar ao infinito (se for crível para o agente a ameaça contra a vida do conivente), e reduz os custos de sua operação. Além disso, mesmo a guerra de preços não é tão custosa, pois sua duração é passageira e serve apenas para manter o cartel estável, i.e., aplicar estratégias severas do tipo nunca cooperar novamente são dispensáveis, pois para os desviantes voltarem a cooperar, a simples ameaça já é suficiente para estabilizar o cartel.

O que se destaca nos relatos das escutas dos processos instauradas é uma ausência de preocupação quanto a punições pelo SBDC. Por mais que exista a possibilidade de identificação dos membros do cartel, sua ação tem sido pouco eficiente como instrumento para impedir a coordenação. Harrington e Chen (2006) mostram que as principais variáveis em reduzir efetividade dos SDC em minar o interesse de fazer cartéis são a baixa probabilidade de identificá-lo e a punição branda⁴⁹. Em virtude do número pouco significativo de denúncias e averiguações que chegam à condenação, é provável que a probabilidade de ser pego seja realmente baixa. Do outro lado, as multas para os cartéis condenados ficam entre 15% e 30% da receita declarada no ano anterior a condenação. Apesar de parecer muito a princípio, é provável que não supere os lucros anuais: primeiro porque subdimensionar a receita é uma prática comum a empresas brasileiras para sonegar impostos⁵⁰; segundo, porque o cartel pode durar mais de um ano e a multa, aplicada por um único ano, pode não representar perdas proporcionais aos ganhos de coludir. Além disso, o fim das investigações e o julgamento final do processo administrativo podem ser relativamente longos, levando a prescrição de alguns casos. A solução para este problema pode vir do próprio SBDC, ao definir penas maiores aos cartéis, aumentar a probabilidade de detecção e acelerar o julgamento, como ocorrido em 2013, quando vários processos foram finalmente julgados depois de anos parados (CADE, 2014).

As demais características, clássicas pela abordagem estruturalista, não parecem ter um peso no comportamento dos agentes, mesmo podendo ser condição para tal. Por exemplo, a demanda inelástica é uma característica primordial de mercados sob cartel, mas não houve, nos processos listados no Anexo 2, uma preocupação em avaliá-la profundamente. Outra característica é a dependência espacial da demanda, por vezes usada para indicar os postos envolvidos. Mas em alguns casos, como os das regiões metropolitanas de Londrina, Recife,

⁴⁹ Por branda entende-se qualquer punição menor que os ganhos de cooperar, quando identificado.

⁵⁰ Ver Siqueira e Ramos (2005).

São Luís e Vitória, o número de envolvidos superava mercados geográficos definidos pelo CADE, como os corredores anteriormente descritos, e se estendia a cidades vizinhas. Assim, estes aspectos parecem indicar que a dependência da demanda pode sim ser um fator para a existência do cartel, mas não é um limitante para os envolvidos. Neste caso, pode ser importante considerar como delimitação de mercado toda a extensão urbana, que pode envolver mais de uma cidade quando existe conurbação⁵¹.

Quanto à integração vertical, mesmo sendo fator de influência e existirem cartéis na esfera da distribuição, o fato é que as distribuidoras não são citadas nos processos, como influentes na decisão do cartel, mesmo que algumas sejam membros de alguns deles. A lógica desta baixa interação, ainda que possa existir uma influência, é de que preços mais altos ao consumidor podem afetar as vendas dos distribuidores, não sendo então lucrativo para estes que exista cartel na revenda. Por outro lado, seu poder em definir quotas de vendas aos postos com contratos verticais pode influenciar diretamente preços e decisão dos coniventes, mesmo que indiretamente. Scherer (1996) mostrou que a existência de cartel em postos varejistas nem sempre é vantajosa para os atacadistas. Segundo o autor, para dados dos postos nos EUA, houve momentos em que a formação de cartéis foi bem aceita por grandes atacadistas, mas à medida que sua parcela de mercado é comprimida, ele pode incentivar a competição entre os postos, para aumentar suas vendas. Assim, os efeitos de grandes atacadistas são ambíguos quanto à existência ou não do cartel.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo buscou apresentar primeiramente a literatura acerca de filtros de identificação de cartel, para situar as proposições empíricas e as metodologias dos capítulos seguintes; em segundo, caracterizar a estrutura do setor de combustíveis para veículos leves⁵², seu funcionamento e o porquê do histórico de conluios do setor. Dados da estrutura do setor mostram condições próximas das ideais para a existência do conluio, como: associações patronais fortes, barreiras à entrada, facilidade de fiscalização e punição ao desvio de cartel, homogeneidade do produto, inelasticidade da demanda e outros.

⁵¹ Área urbana formada por cidades e vilarejos que foram surgindo e se desenvolvendo um ao lado do outro, formando um conjunto.

⁵² Veículos com motores de combustão interna de ignição por centelha, grande maioria de automóveis de passeio (excluindo motores a Diesel) com até 5 portas para até 4 passageiros, incluído também pequenas caminhonetes movidas a gasolina ou etanol.

Dentro da literatura sobre estratégias de colusão, foi ressaltado especialmente o papel da probabilidade de detecção e das multas em influenciar a decisão do cartel. Pois sendo estas baixas em relação aos ganhos de coludir, associadas à capacidade de fiscalização entre os coniventes, isto torna o cartel um equilíbrio de longo prazo vantajoso no varejo de gasolina.

Devido ao histórico e tendências do setor de combustível ao cartel, a proposição que se faz no próximo capítulo é a análise de filtros para identificar os períodos colusivos dos mercados condenados por cartel.

3 DINÂMICAS DE PREÇO EM MERCADOS CARTELIZADOS: UMA APLICAÇÃO DE MODELOS DE COINTEGRAÇÃO

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Tendo em vista o problema da identificação de conluio no mercado de combustíveis, o objetivo neste capítulo é verificar quais padrões ou dinâmicas de preço são próprias de mercado colusivos em postos de combustíveis do Brasil. Considerando as especificidades teórico-empíricas que envolvem o setor, este capítulo buscará construir padrões e dinâmicas de preços através de testes de cointegração, quebra estrutural e testes de assimetria, a fim de identificar quais destes padrões são próprios de cartel. Adicionalmente, neste capítulo, são avaliados os efeitos na condenação por cartel sobre a dinâmica de precificação.

A literatura a que se baseia este capítulo é em relação aos marcadores de cartel listados no capítulo 2 (em especial os marcadores de 3 a 6): 3. Quebras estruturais ao longo do tempo, associadas a ajustes combinados de preços, podem ser elementos de um cartel bem organizado; 4. Em mercados colusivos variações de preços podem ser não lineares a ajustes no custo; 5. Parâmetros de precificação em relação aos custos são diferentes em mercados colusivos e concorrenciais; 6. A relação entre preços e custos é estritamente cointegrada em mercados concorrenciais e fracamente ou não cointegrada em mercados colusivos. Especificamente, os textos são referência para este capítulo dentro da literatura teórica são: Harrington e Chen (2006), Green e Porter (1984) e Ray et al.(2006)⁵³, e dentro da literatura empírica mais recentes podem ser listados os trabalhos de: Bajari e Ye (2003), Abrantes-Metz et al. (2005), Grout e Sonderegger (2005), Bermingham e O'Brien (2010) e Silva et al. (2014)⁵⁴. No Anexo 1, está uma lista das referências empíricas apresentadas.

Resumidamente, é possível testar os marcadores listados por diferentes metodologias empíricas que permitem a identificação de padrões de precificação na existência de equilíbrio colusivo. Para construir estes parâmetros, os testes serão aplicados em dados de preços de postos julgados por cartel pelo CADE, no intuito de testar os padrões de precificação antes e depois da condenação. A hipótese é que a condenação pode levar, mesmo que durante um

⁵³ Ver Macleod (1985), Rotemberg e Saloner (1986), Normann (2000), Marshall et al. (2008) e Lewis (2011).

⁵⁴ Ver Blair e Romano (1989), Bailey e Brorsen (1989), Porter (1983), Ellison (1994), Borenstein et al. (1997), Balke et al. (1998), Brown e Yücel (2000), Normann (2000), Levenstein e Suslow (2001), e Buccrossi (2002).

curto período, os agentes em conluio a um comportamento concorrencial, o que permitiria diferenciar períodos e padrões de precificação *ex ante* e *ex post* condenação.

Além da introdução, este capítulo apresenta na seção 3.2, as metodologias e a fonte e a natureza dos dados a serem utilizados; na seção 3.3, são apresentados os resultados, e na seção 3.5 estão às considerações finais deste capítulo.

3.2 METODOLOGIA

3.2.1 MODELOS DE COINTEGRAÇÃO

O processo de cointegração consiste em uma tendência aleatória comum entre duas séries não estacionárias, sendo o significado econômico desta dinâmica dado pelos componentes de curto e longo prazo. Os testes de cointegração por si só não poderiam servir como base exclusiva para compreender se o comportamento é ou não colusivo visto que o alinhamento de preços pode derivar de diversos fatores. A justificativa para o uso de tal metodologia se deve a proposição de Green e Porter (1984) de que os agentes em conluio têm períodos de transição entre ajustes alinhados e desalinhados devido à abertura e fim do cartel e guerra de preços para sua estabilização. Assim, ao invés de se aplicar os testes de cointegração sobre toda a série, eles serão aplicados no sistema *rolling window*⁵⁵, para, a partir da dispersão deles em períodos de cartel, construir estatísticas de teste para conluios.

O intervalo para análise do *rolling window* é de 50 períodos, o que se justifica pela necessidade de construir estatísticas com relação a um ano de informação, para que mudanças de longo prazo tenham efeitos minimizados nos testes de cointegração e, principalmente, porque cartel pode ter um intervalo limitado de tempo. Neste caso, é preciso identificar seus efeitos em curtos períodos. Analisar séries longas pode indicar resultados globais e não captar movimentos relevantes de preço. Esta estratégia permitirá a construção de uma dispersão dos betas das equações ao longo do tempo, i.e., para cada período t ($t = [50, N]$) existirá um β , o que permite não só identificar o comportamento da firma em um dado período, mas inferir sobre mudanças comportamentais ao longo do tempo.

⁵⁵ Um dos pressupostos dos modelos de série de tempo é estabilidade dos parâmetros do modelo ao longo do tempo. O sistema “Rolling Window” (rolamento de janela) permite a verificação da instabilidade destes parâmetros ao longo, ao produzir estatísticas para subperíodos analisados em intervalos pré-determinados.

Para a análise empírica, foram utilizados os dados dos preços de gasolina ao consumidor ($\bar{p}_{t[n]}$) e seu custo ($\bar{c}_{t[n]}$), representado pelo preço de oferta da distribuidora, como mostra a Equação 3.1 (derivada da *Equação 2.1*) do teste de cointegração de Engle e Granger (1987):

$$\bar{p}_{t[n]} = \alpha_{t[n]} + \beta_{t[n]} \bar{c}_{t[n]} + \mu_{t[n]} \quad \text{Equação 3.1}$$

(μ_t) é o erro usado para o teste de cointegração e $t[n]$ é a função *rolling window* em que $t[n] = [n, n+50]$, $n=[1, N-50]$, n é o período inicial analisado e N o total de períodos.

O teste de cointegração Engle e Granger (1987) consiste em testar a estacionariedade de $\mu_{t[n]}$. Como testes de cointegração lineares podem ser citados cinco abordagens diferentes, que foram aplicadas neste trabalho: Engle-Granger, Johansen, Boswijk, Banerjee e o Bayer-Hanck (Bayer e Hanck, 2012). O teste Bayer-Hanck produz uma estatística conjunta para a hipótese nula de não-cointegração dos demais testes listados. Existindo a cointegração, é possível construir o seguinte modelo de correção de erros (ECM):

$$\Delta \bar{p}_{h,t[n]} = \varphi_{h,t[n]} \mu_{h,t[n]-1} + \sum_{k=1}^{T-1} (\gamma_{1,k,t[n]} \Delta \bar{c}_{h,t[n]-k} + \gamma_{2,k,t[n]} \Delta \bar{p}_{h,t[n]-k}) + \varepsilon_{h,t[n]} \quad \text{Equação 3.2}$$

onde as k defasagens do modelo são definidas pela correção dos problemas de correlação dos resíduos⁵⁶ e pelos critérios AIC, BIC. Por limitações quanto ao tamanho de cada período analisado, foi definido o máximo de oito defasagens, adicionalmente existindo divergência entre os critérios AIC e BIC optou-se pela menor defasagem desde que os resíduos não sejam correlacionados serialmente.

Como destacado anteriormente, a ausência de cointegração da Equação 3.1 já é um fator que indica uma possível conduta não concorrencial no setor. Ao se somar as estabilidades dos parâmetros das equações, é possível identificar os períodos em que ocorreram mudanças comportamentais de precificação. Além disso, a partir de uma série concorrencial simulada é possível identificar a diferença entre os resultados do mercado e os de uma concorrência ideal.

⁵⁶ Foi considerado 5% de significância para o teste de correlação dos resíduos propostos por Breusch (1978) e Godfrey (1978).

Dentro dos testes de cointegração, o papel do cartel consiste na mudança abrupta das práticas de formulação de preço como proposto por Green e Porter (1984). Se as mudanças forem significativamente relevantes, é possível testá-las diretamente dentro de um modelo de cointegração. Assim, além dos testes de cointegração, foram realizados testes de quebra estrutural no vetor de cointegração⁵⁷. Pois, assim como o problema da falta de cointegração ou da estabilidade dos parâmetros, os testes de quebra estrutural sugerem que os preços no varejo foram modificados abruptamente sem que o mesmo ocorresse no atacado. A presença frequente destas quebras sugere a existência de fortes desvios comportamentais na definição de preços, o que, como proposto por Green e Porter (1984), pode revelar práticas do tipo guerra de preços ou ajustes nos preços do cartel, que são abruptos, fortes e relativamente mais distantes temporalmente que os ajustes concorrenciais. Como teste de quebra foi utilizada a abordagem de Clemente *et al.* (1998) derivada da abordagem de Zivot e Andrews (1992) e Perron e Vogelsang (1992). Para fins analíticos, apenas as quebras a 1% de significância são consideradas.

Um terceiro fator que pode ser usado como elemento para identificar cartel é a assimetria de ajustes de preços. Como o cartel revisa periodicamente os preços, mesmo se houver uma preocupação em não ser identificado, as firmas irão tomar decisão diferente quanto a ajustes positivos e negativos no custo. Desta forma, é provável que as firmas não interpretem aumentos no preço como quebra do acordo, mas reduções podem ser facilmente interpretadas como tal. Assim, se há um aumento nos custos, as firmas podem ajustar preços para cima de forma imediata e/ou proporcional sem temer punição pelo cartel. Por outro lado, quando há uma redução dos custos, as empresas não ajustaram prontamente estes valores, e reduções no custo podem não ser repassadas para o consumidor (Balke *et al.*, 1998; Brown e Yücel, 2000).

Frey e Manera (2007) citam diferentes testes não-lineares de cointegração que captam a assimetria, mas, pela flexibilidade do modelo e pelas orientações dos trabalhos de Wane *et al.* (2004), Enders e Siklos (2001) optou-se pela abordagem TAR⁵⁸, apresentado no

⁵⁷ Ver Clemente *et al.* (1998) e Perron e Vogelsang (1992).

⁵⁸ Cabe ressaltar que neste trabalho o parâmetro *threshold* foi definido como igual a zero ($\tau = 0$). A escolha do $\tau = 0$ se deve a instabilidade esperada dos modelos, valores diferentes para τ poderiam impedir a comparação dos parâmetros, tanto ao longo do tempo como para diferentes cidades. Além disso, adotar o valor de $\tau = 0$ permite que o vetor de cointegração coincida como um vetor de equilíbrio. Dessa forma, os parâmetros $\phi_{1,t[n]}$ e $\phi_{1,t[n]}$ mostram a velocidade de ajustamento dos choques para que o erro retorne a zero. Além disso, como os resíduos são estacionários em torno de zero, é esperado que o verdadeiro τ seja próximo de desse valor. Para a identificação do modelo, é necessário que os resíduos ε_t sejam não serialmente correlacionados, por isso são incluídas defasagens no modelo utilizando o critério BIC.

Anexo 3. A partir dos resíduos no modelo Engle e Granger (*Equação 3.1*), havendo cointegração existe um Modelo de Correção de TAR verdadeiro que poder ser representado pela Equação 3.3 expressa o modelo:

$$\begin{aligned} \Delta \bar{p}_{t[n]} = & \rho_{1,t[n]}^+ I_{t[n]-1} \mu_{n,t[n]-1} + \rho_{2,t[n]}^- (1 - I_{t[n]-1}) \mu_{t[n]-1} + \\ & \sum_{k=1}^{T-1} (\gamma_{1,k,t[n]} \Delta \bar{c}_{t[n]-k} + \gamma_{2,k,t[n]} \Delta \bar{p}_{t[n]-k}) + \varepsilon_{t[n]} \end{aligned} \quad \text{Equação 3.3}$$

Em que, ρ^+ e ρ^- são os coeficientes para diferentes choques de custo, se $\rho^+ \neq \rho^-$ a função tem diferentes taxas de retorno para determinado choque, se $\rho^+ > \rho^-$ assimetria positiva se $\rho^+ < \rho^-$ assimetria negativa. Cabe destacar que não somente a assimetria é um indicador de cartel em determinado mercado, mas também que sua instabilidade mostra como as empresas se comportam para diferentes períodos, em termos de quebras de cartel, guerra de preços, ajustamento de preço em colusão.

Os testes listados nesta seção são relativamente simples por demandarem pouca informação (apenas preços e custos) e trazerem informações substanciais de comportamento das firmas. A próxima seção apresenta os dados utilizados para aplicação empírica dos modelos apresentados nesta seção.

3.2.2 FONTE E NATUREZA DOS DADOS

As séries de preços para a gasolina tanto no varejo como no atacado foram disponibilizadas diretamente pela ANP e representam os dados individuais para mais 11 mil postos em 555 municípios em todo o Brasil (10% do número de municípios), entre 2001 e 2014. A pesquisa é feita semanalmente, por meio de visita pessoal (em geral nos primeiros três dias úteis de cada semana) aos locais selecionados para amostra (ANP, 2011). Apesar das séries de dados da ANP se iniciarem em Julho 2001, apenas em Maio de 2004 a ANP consolidou a pesquisa para os 555 municípios, de forma que nem todos os municípios têm dados disponibilizados neste período. As variáveis utilizadas no modelo representam a média semanal dos preços praticados nos postos, pois o que se busca analisar é o comportamento ou desvios dele em determinado mercado sem indicar pontualmente quais os responsáveis por este.

As variáveis de preços da gasolina no posto e na distribuidora (relatados pelos postos) referem-se ao preço da gasolina comum (tipo C) que contém em sua composição o álcool combustível. Entre os ganhos relativos de considerar o preço do produto no seu estado final de produção, em uma análise por município, tem-se principalmente a redução de erros por omissão de variável relevante. Como exemplo, relacionar o preço internacional do petróleo ao preço da gasolina no posto e não considerar o álcool (que compõe 25% do mesmo). Além disso, a Petrobrás ou mesmo a extensão geográfica do país são fatores de impacto sobre o preço da gasolina. Para resolver parte destes problemas, as variáveis de identificação do modelo foram regionalmente localizadas (do mesmo município ou posto) o que engloba tanto aspectos regionais, como tributação, quanto a redução do impacto de fatores relevantes para diferentes precificações no país, como custo de transporte. Além disso, os modelos analisam curtos períodos, justamente para captar a instabilidade dos parâmetros, com variáveis em diferenças, o que minimiza o papel de modificações nos custos fixos⁵⁹.

Os dados analisados serão apenas dos municípios que tiveram ou terão casos julgados pelo CADE (2015), um resumo dos processos administrativos podem ser vistos no Anexo 2. Além das cidades condenadas por cartel, a título de comparação, são apresentados resultados da Cidade de São Paulo e de dados de simulados para concorrência. Os dados simulados de preços concorrenciais foram feitos com base na equação de preços concorrenciais estabelecidos pela relação preço custo da *Equação 2.1*, considerando como custo os preços no atacado de São Paulo (SP). Para obtenção dos parâmetros médios, a equação de cointegração foi estimada para os dados de preço da cidade de São Paulo classificado como próximo do concorrencial, o que foi confirmado com as indicações dos resultados posteriores da cidade, que passou também a compor um parâmetro de comparação para mercado concorrencial.

A escolha da cidade de São Paulo se deve a três fatores: primeiro, é o mercado com maior número de firmas atacadistas e varejistas do Brasil, sendo sede da maioria das firmas do setor; segundo, é o único estado em que o etanol rivaliza continuamente com a gasolina aumentando a quantidade de firmas no mercado; e, por fim, além de não ter casos relatados de cartel em postos, o mercado apresentou resultados muito próximos do esperado em termos competitivos para a maioria dos indicadores.

A próxima seção apresenta os principais resultados para as cidades analisadas.

⁵⁹ $\text{Preço}_{venda} = b\text{Preço}_{custo} + \text{Custo}_{Fixo} \rightarrow \Delta\text{Preço}_{venda} = b\Delta\text{Preço}_{custo}$

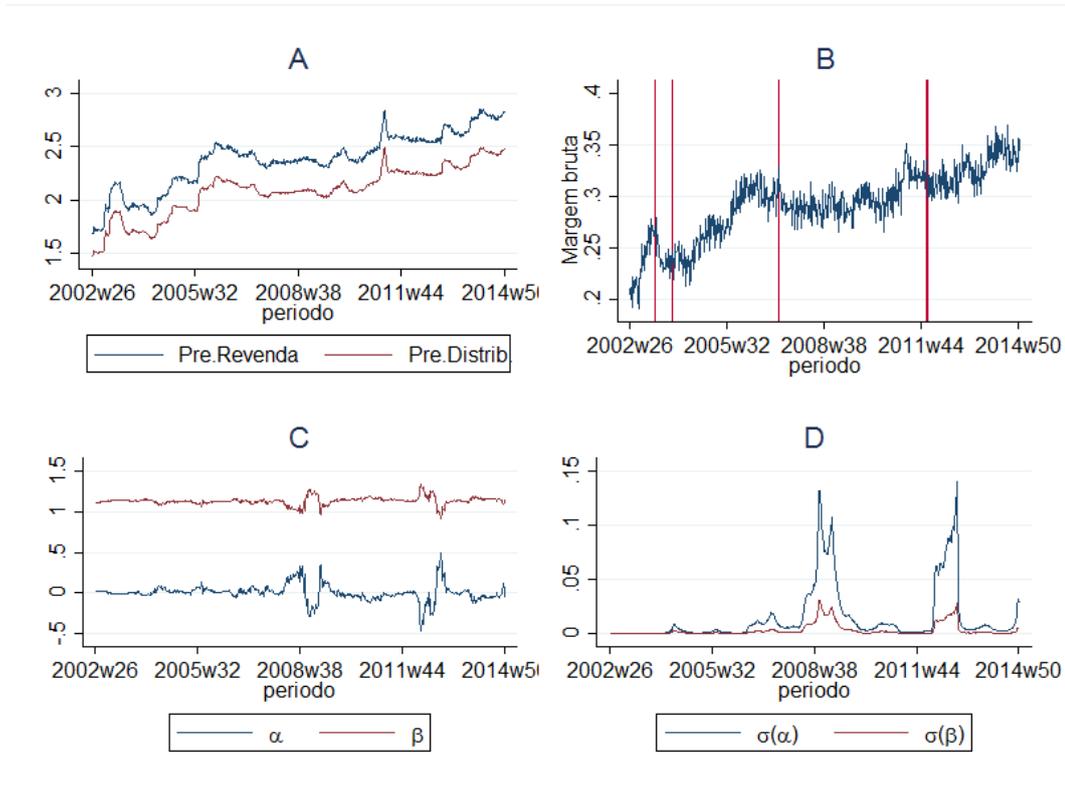
3.3 RESULTADOS

Apesar de existirem diversas informações produzidas em cada modelo apresentado na metodologia, nem todas tem algum valor observado para os objetivos aqui propostos. Nesta seção, apenas resultados úteis para diferenciar os mercados analisados são apresentados, nos Apêndice 1 e Apêndice 2 estão resultados complementares deste capítulo. Antes de apresentar os resultados dos postos caracterizados por comportamento de cartel é preciso definir o comportamento concorrencial ideal. Neste, a série simulada de preços do varejo de combustíveis foi usada a título de comparação (como já mencionado, as simulações tomaram como base o mercado de São Paulo).

O Gráfico 3.1 apresenta os resultados da série simulada, sendo que, o gráfico A, mostra a série de preço simulado para o varejo e a série de preços no atacado de São Paulo. O gráfico B apresenta os resultados dos testes de quebra estrutural. O gráfico C e D apresentam respectivamente os parâmetros e desvios padrões para o primeiro passo do teste de cointegração Engle e Granger. Este padrão de apresentação dos resultados se repete para todos os gráficos de preços e resultados dos demais municípios analisados. No caso de mercado simulado os testes de cointegração Engle e Granger e Johansen e TAR em geral foram significativos para cointegração a 1% e as quebras estruturais foram raras (Gráfico 3.1 e Apêndice 2). Os betas das regressões ao longo do tempo se mostraram estáveis, assim como as estatísticas dos testes de cointegração.

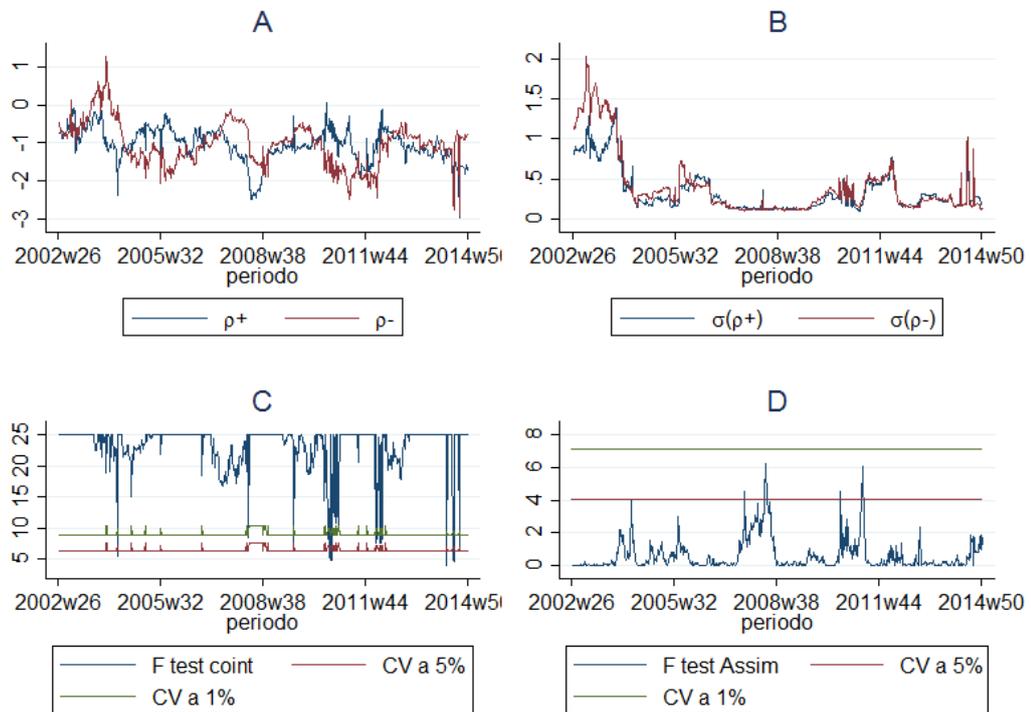
O Gráfico 3.2 compila os resultados gerais do modelo TAR para os dados concorrenciais simulados. Nele, o gráfico A e B apresentam, respectivamente, os valores de ρ_1 e ρ_2 e seus desvios padrão ao longo do tempo; no gráfico C esta o teste F de cointegração TAR com os valores críticos a 1% e 5% de significância; e o gráfico D apresenta os valores dos testes de assimetria TAR com os valores críticos de 1% e 5% de significância. Este padrão de apresentação gráfica dos resultados se repete para os resultados do modelo TAR para os demais municípios analisados. Para o mercado simulado, não houve a assimetria em nível 1% de significância, apesar de existir assimetria a 5% em alguns momentos. Os parâmetros ρ_1 e ρ_2 foram próximos com elevado desvio padrão apenas no início da série.

Gráfico 3.1. Preço e resultados do mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.2. Teste TAR de cointegração para o mercado simulado

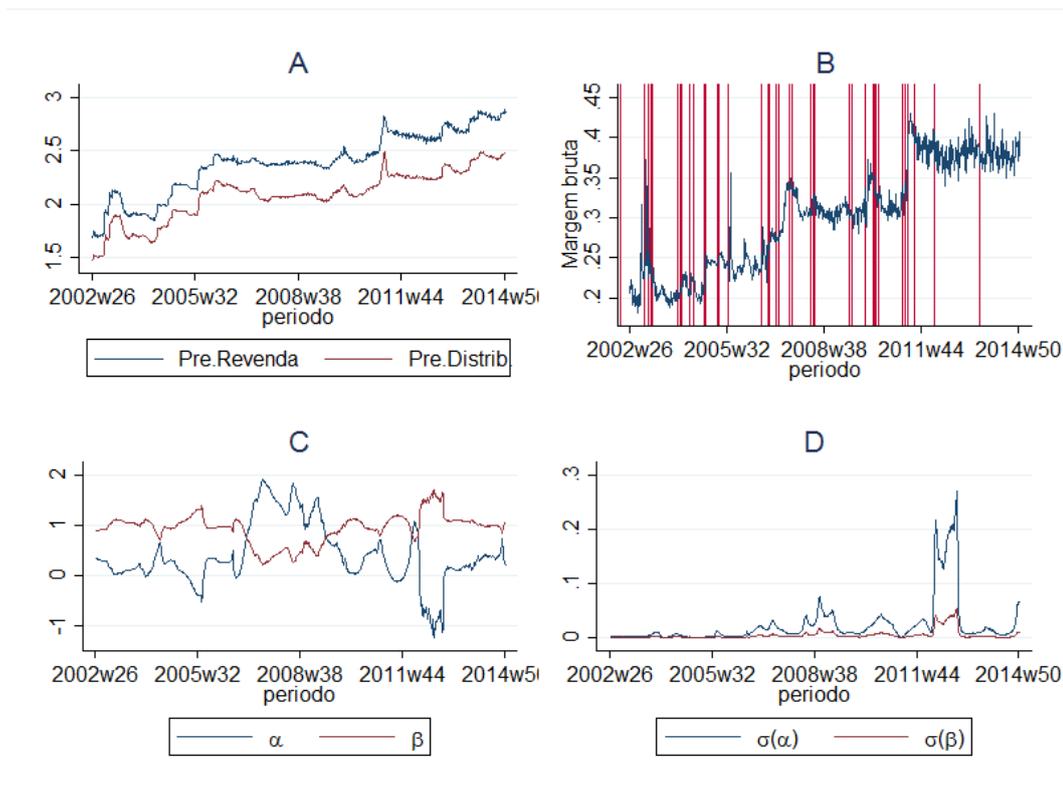


Fonte: Elaboração própria

Apesar do mercado de São Paulo ser supostamente mais competitivo que os demais mercados nacionais, os resultados dos modelos para o mercado simulado e o de São Paulo são distintos, mesmo que com alguma proximidade. Primeiramente, houve uma maior dispersão dos resultados de São Paulo em relação ao mercado simulado; e, segundo, as quebras estruturais fracas no mercado simulado foram persistentes a 1% de significância em vários períodos (possivelmente associada a uma forte flutuação dos preços no atacado, que serviu para os varejistas segurarem preços altos temporariamente, como pode ser visto na flutuação dos betas do Gráfico 3.3).

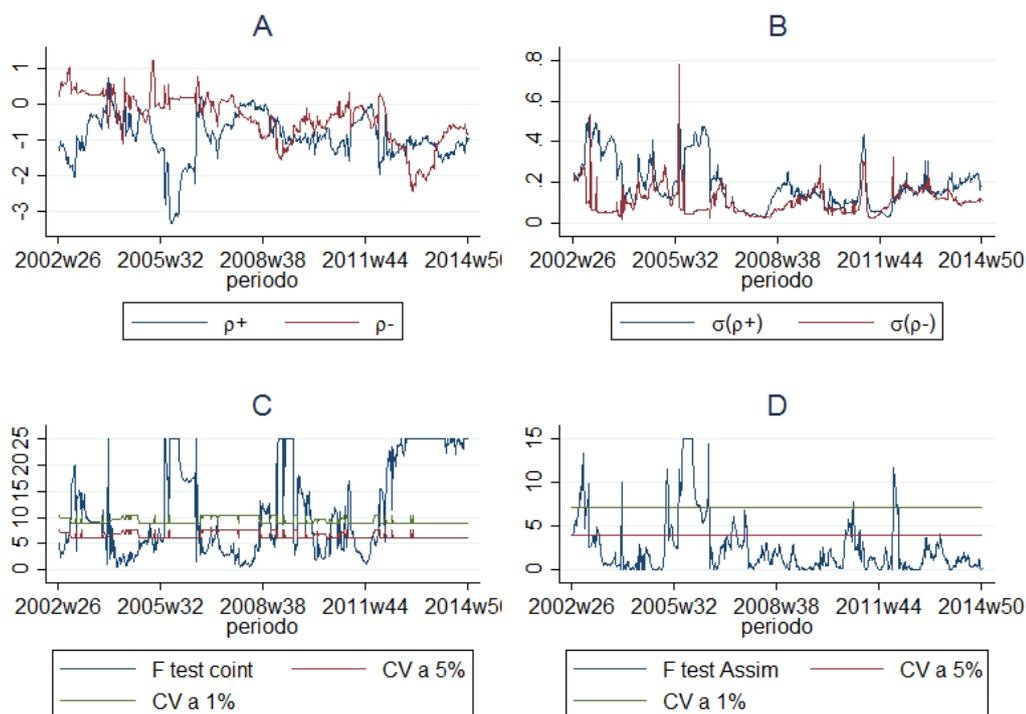
Para São Paulo, a cointegração foi forte na maior parte do período analisado, mas com curtos períodos não cointegrados a 5% de significância, e existiram algumas quebras e assimetrias a 1% ao longo do tempo. Os resultados de São Paulo e do mercado simulado servem para indicar uma maior ou menor proximidade com o mercado concorrencial em relação ao mercado colusivo (Gráfico 3.4).

Gráfico 3.3. Preço e resultados do mercado de São Paulo



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.4. Resultados do modelo TAR para São Paulo

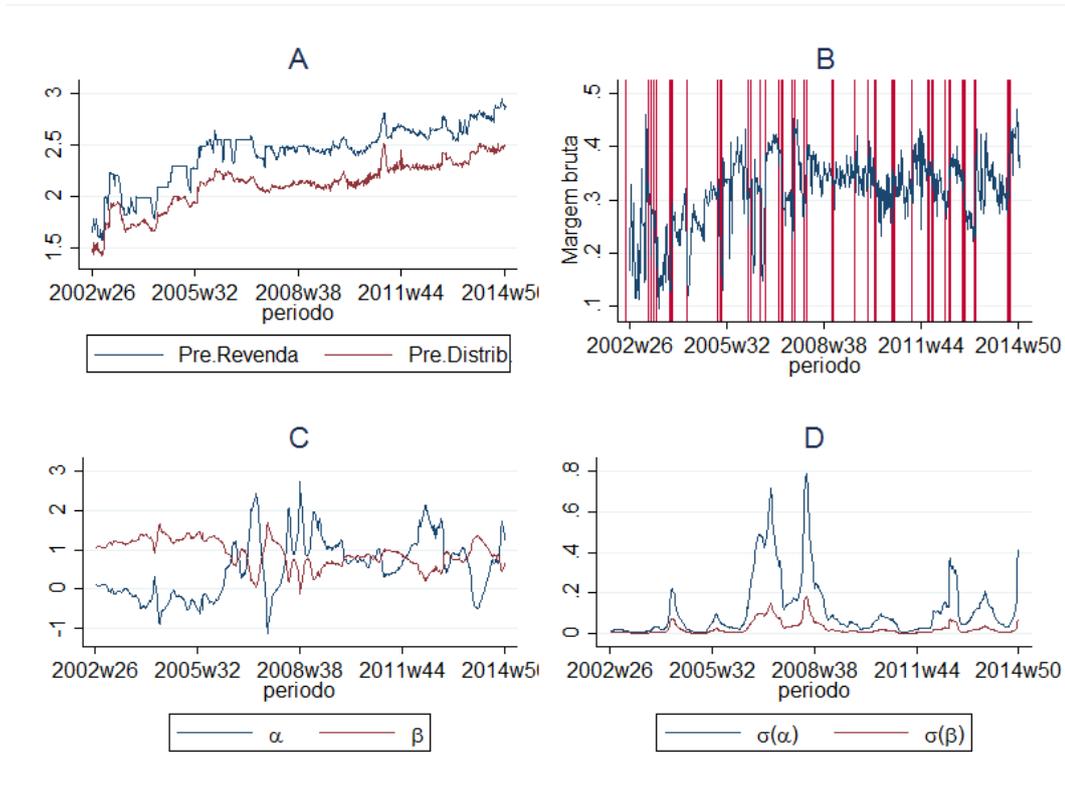


Fonte: Elaboração própria

Partindo dos resultados do mercado simulado e do mercado de São Paulo, tem-se uma dispersão de parâmetros para mercado concorrencial que permitem uma comparação com os mercados colusivos analisados pelo CADE. Os resultados gerais das cidades julgadas por cartel mostram uma diferenciação relativamente alta destes resultados iniciais. Nem todas as estatísticas são significativas para diferenciar o mercado de São Paulo e os demais mercados colusivos, como aconteceu com os resultados do mercado simulado.

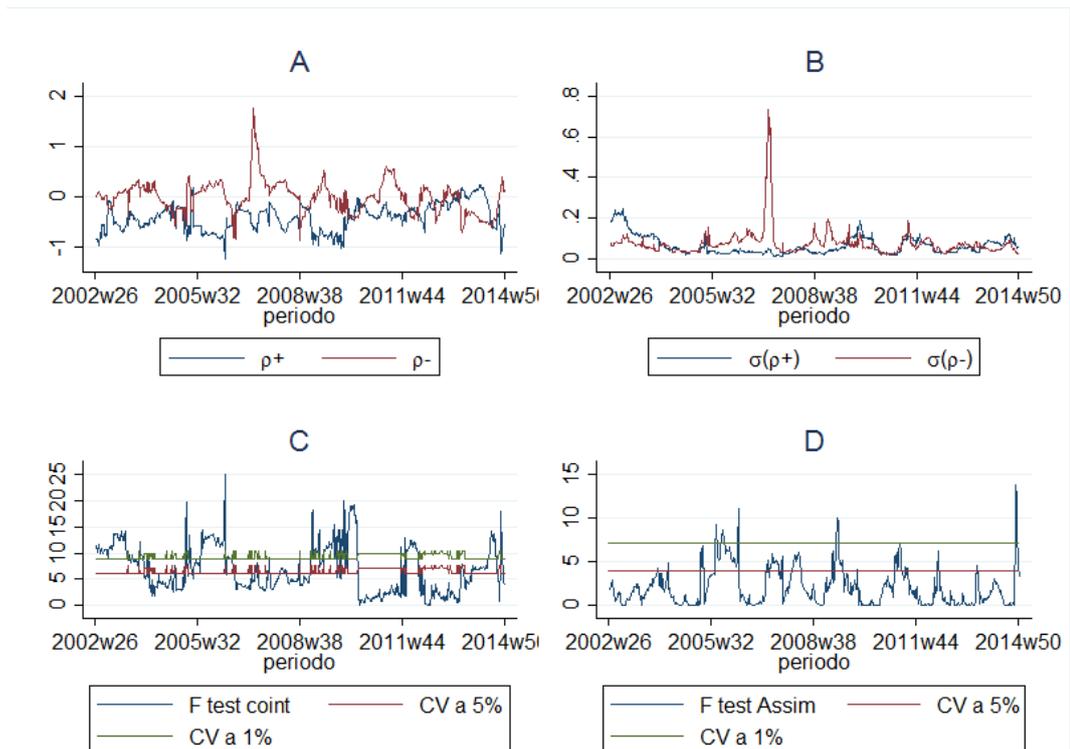
Analisando cada município, é possível ver uma configuração diferente nos ajustes do preço ao longo dos processos julgados pelo CADE ou mesmo após a condenação. Na cidade de Bauru, quebras estruturais à assimetria nos preços tiveram maior significância até 2007-2008 (Gráfico 3.5). Depois desta data, apesar de apresentar quebras, a assimetria é menos evidente (Gráfico 3.4). Como o processo contra os postos da cidade foi aberto em 2000 com condenação em 2013, o comportamento de cartel é mais marcante apenas até 2007 com uma forte quebra na dinâmica que permanece até 2014. Os resultados sugerem uma mudança do comportamento de cartel após 2007.

Gráfico 3.5. Preço e resultados de Bauru



Fonte: Elaboração própria

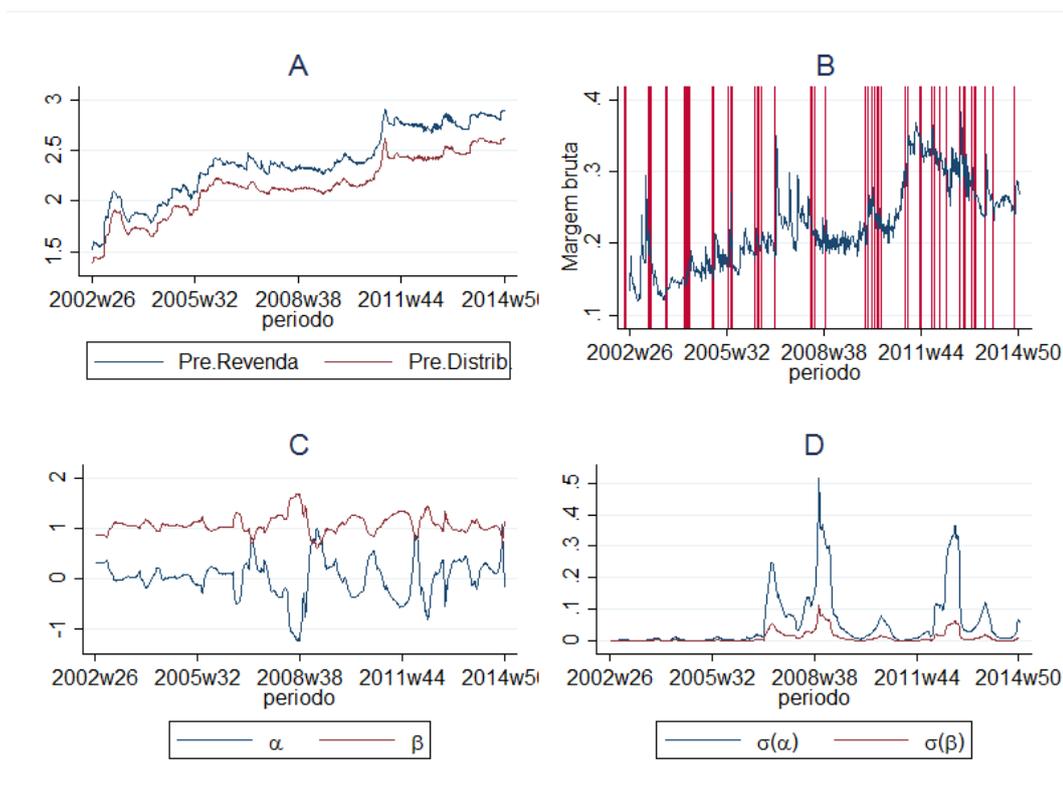
Gráfico 3.6. Resultados do modelo TAR para Bauru



Fonte: Elaboração própria

Os postos em Belo Horizonte foram condenados por cartel em 2003 em um dos dois processos abertos em 2000, sendo que o segundo processo foi arquivado em 2008. Para o período *ex ante* julgamento, as estatísticas mostram uma elevada significância para cointegração e pouca evidência de assimetria dos preços (Gráfico 3.7 e Gráfico 3.8). Os parâmetros dos testes de cointegração são relativamente flutuantes, mas sem grandes choques como os testes de quebra estrutural mostram. A assimetria de preços é evidenciada após a condenação por um período de quase um ano, o que sugere uma mudança no comportamento das firmas. A partir de 2005 os perfis sugerem assimetrias em curtos períodos, em geral associadas a reduções de preços lentas, quando há choques negativos no atacado, e o contrário para choques positivos que são rapidamente absorvidos.

Gráfico 3.7. Preço e resultados de Belo Horizonte

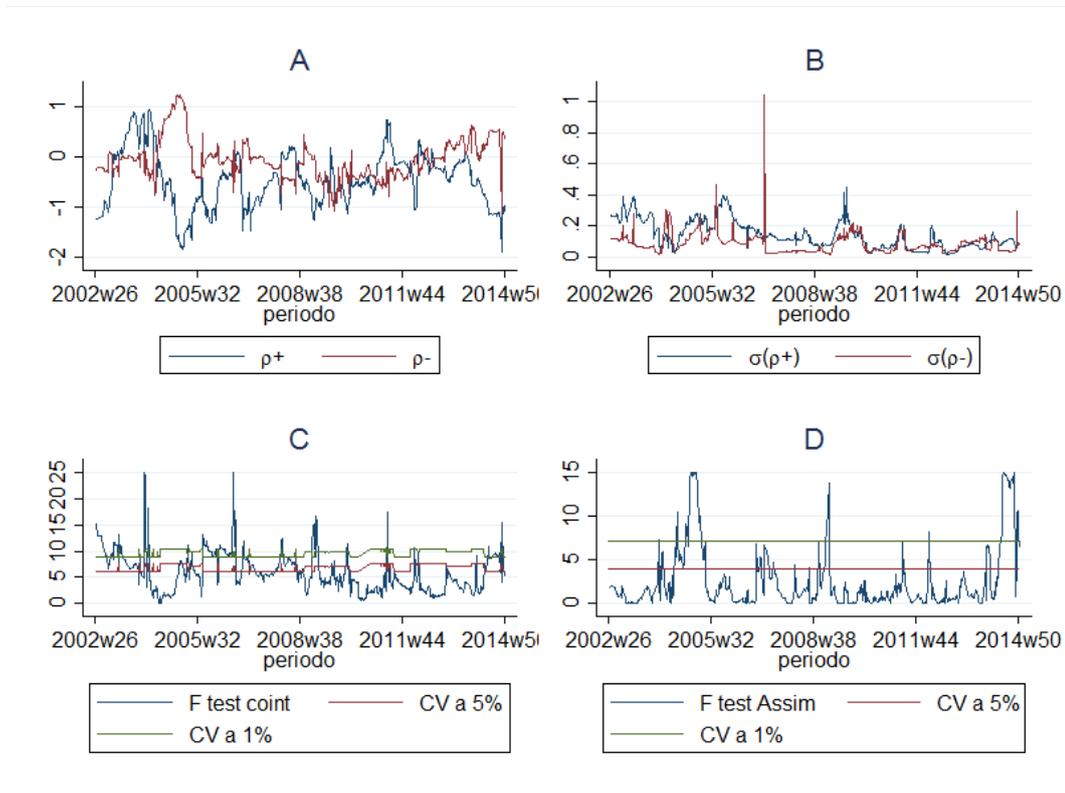


Fonte: Elaboração própria

Este resultado sugere a descontinuidade do cartel após a condenação, visto que há poucas evidências de medidas punitivas entre as firmas coniventes. Além disso, houve reduções de preço graduais em relação à redução de custo, se comparados aos aumentos de custo repassados prontamente. Este resultado pode ser derivado de uma baixa elasticidade de

preço do produto associado a poder de mercado, o que não necessariamente deriva de acordo colusivo. A estratégia provável adotada pelos postos é esperar para reduzir seus preços se nenhum concorrente abaixar os preços. Esta estratégia deriva da tendência de seguir preços de um ou mais postos relevantes, o que torna rígida a quedas de preços.

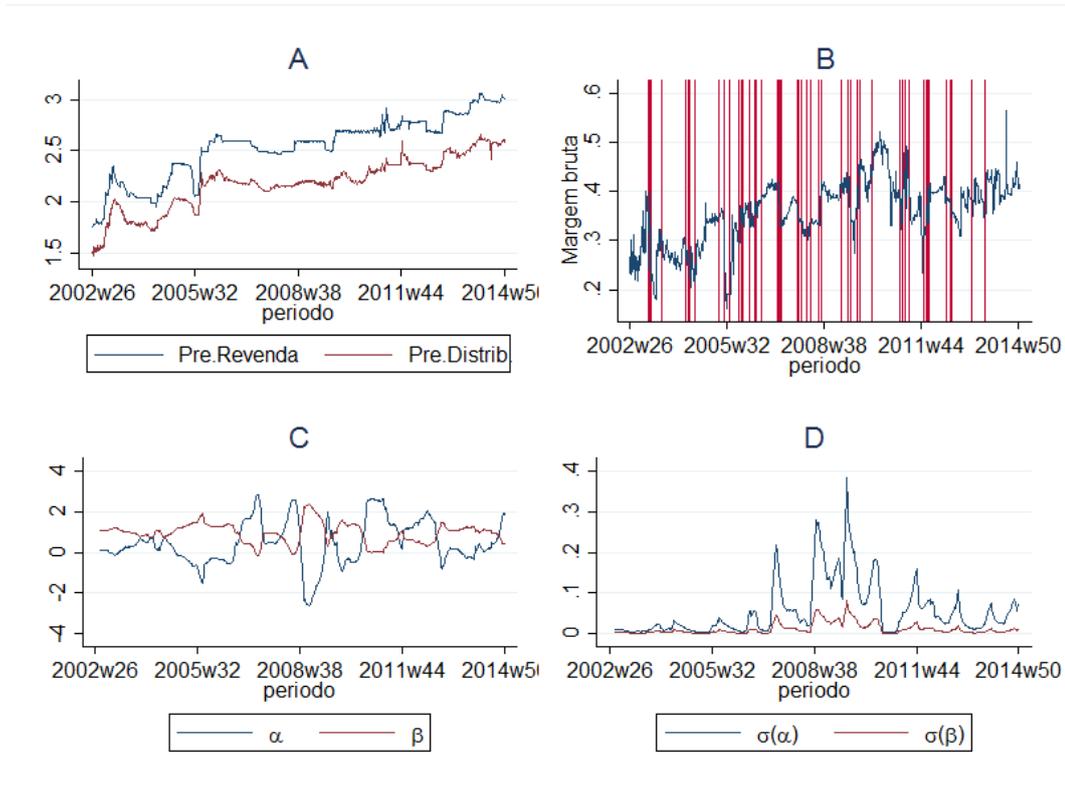
Gráfico 3.8. Resultados do modelo TAR para Belo Horizonte



Fonte: Elaboração própria

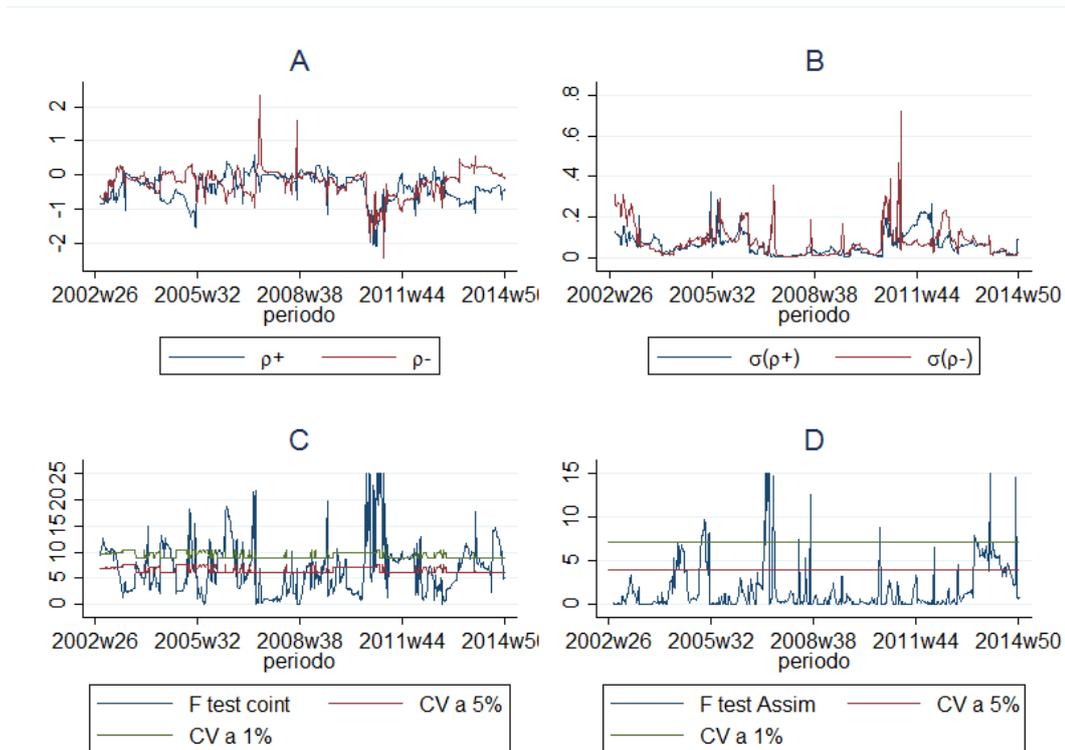
Os resultados para a cidade de Blumenau mostram um comportamento distante do concorrencial em todo período. As quebras estruturais e assimetrias, assim como a constante oscilação das estatísticas dos testes de cointegração sugerem que o cartel nunca teve fim neste mercado. Blumenau teve o caso de cartel aberto em 1999 e foi condenada em 2010 e, mesmo após a condenação, não há evidências da continuação do comportamento na série. O primeiro indicativo de ações coordenadas é a baixa variabilidade dos preços associadas a fortes quebras de regime, como evidenciado pelo Gráfico 3.9. O Gráfico 3.10 mostra que a cointegração é fraca na maior parte da série, com forte presença de assimetria. Isto configura uma desconexão com os preços do varejo associadas a forte rigidez a queda dos preços.

Gráfico 3.9. Preço e resultados de Blumenau



Fonte: Elaboração própria

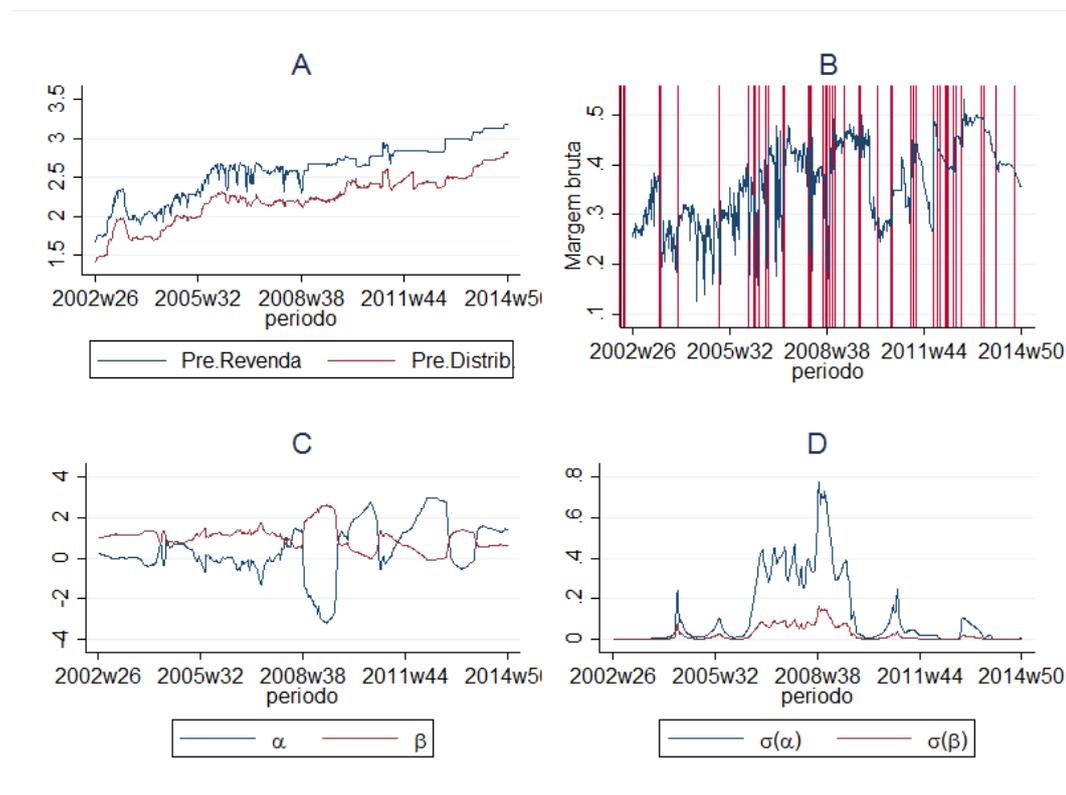
Gráfico 3.10. Resultados do modelo TAR para Blumenau



Fonte: Elaboração própria

Os dados dos preços da gasolina no varejo em Brasília (Gráfico 3.11) mostram uma série com dispersão de preços divergente dos preços no atacado. Esta diferença entre os preços do atacado e varejo pode ser vista em uma maior instabilidade da margem bruta, o que sugere mudanças comportamentais contínuas na prática de preços, principalmente até 2009. Estes dados já sugerem um comportamento atípico do esperado para um mercado concorrencial, que seria uma margem nominal bruta ascendente pouco dispersa e os preços do varejo e atacado relativamente similares. A presença constante de quebras estruturais associadas a forte instabilidade dos parâmetros de cointegração fortalecem o argumento de fraca concorrência neste mercado.

Gráfico 3.11. Preço e resultados de Brasília

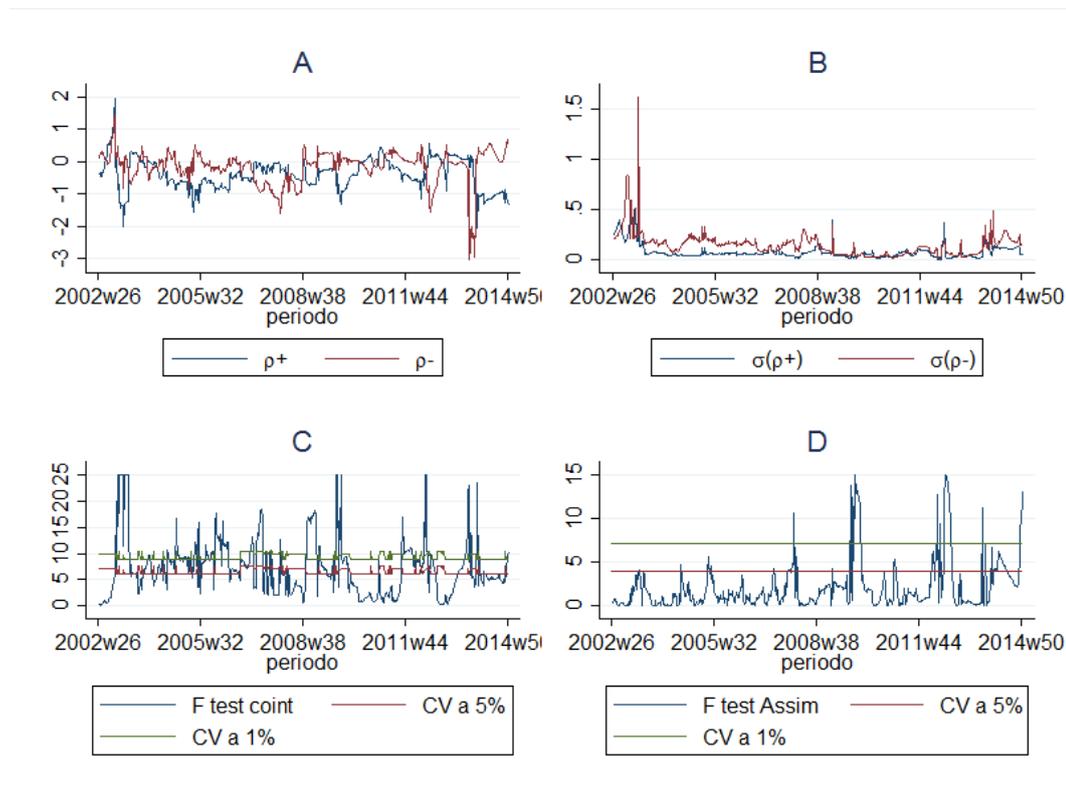


Fonte: Elaboração própria

Em Brasília (DF), onde os postos foram condenados por cartel em 2004, cujo processo foi aberto em 1994, os resultados mostram uma fraca assimetria e significativa cointegração não-linear dos preços (Gráfico 3.12). Os resultados indicam assimetria a 5% de significância em 2004 e 2005-2006 e assimetria a 1% em 2007-2008, 2010, 2012 e 2014. Os testes de cointegração não-lineares foram mais efetivos em captar um comportamento cointegrado entre o atacado e o varejo, o que mostra que os preços do atacado ainda são

decisivos para determinação dos preços neste mercado, mas de forma não-linear. Ou seja, os resultados indicam que as firmas ajustam mais prontamente a choques positivos que a choques negativos, sendo que estes últimos em vários pontos tiveram seus betas insignificantes e baixos no preço do atacado não foram repassadas ao comprador final. Os resultados gerais dos modelos distanciam do mercado concorrencial quanto aos ajustes de preços, principalmente pela capacidade das firmas sustentarem preços altos para manter lucros elevados. Conjuntamente, a identificação de possíveis medidas punitivas com quebras estruturais de regime nos modelos ECM e a falta de cointegração em vários períodos, mostram parâmetros possivelmente derivados de um conluio entre os agentes.

Gráfico 3.12. Resultados do modelo TAR para Brasília

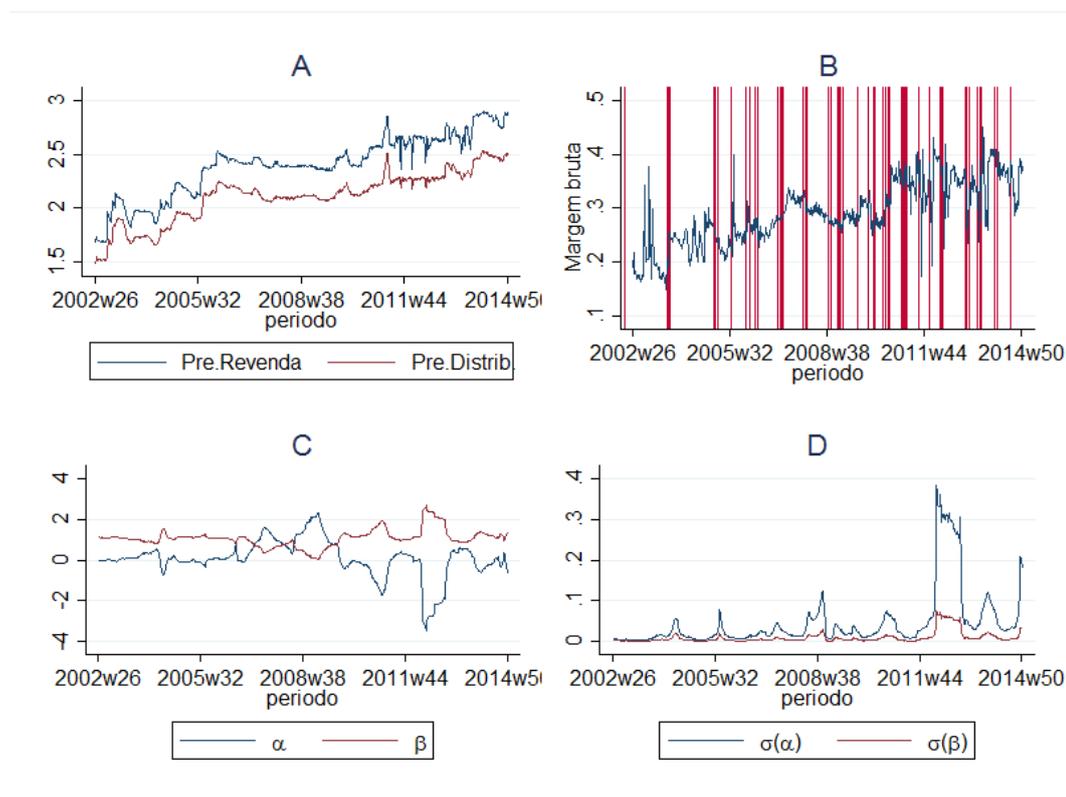


Fonte: Elaboração própria

Os postos de gasolina em Campinas foram condenados por cartel em 2007 (processo aberto em 2001). Durante o período de cartel, os dados mostraram cointegração dos preços pelo teste TAR (Gráfico 3.14), novamente diferem dos testes lineares que rejeitaram a cointegração na maioria ao longo da série, e existe uma ruptura nas estatísticas do teste de assimetria. Mas não houve identificação da assimetria antes da condenação, por outro lado, esta foi mais efetiva após a condenação, o que representa uma mudança de comportamento

das firmas. Quebras estruturais foram mais frequentes especialmente após 2009-2010 associadas também a assimetrias nos ajustes de preço, o que pode revelar um comportamento de punição a quebra de cartel (Gráfico 3.13). Os resultados das estatísticas após 2007 sugerem que a condenação por cartel rompeu a dinâmica de definição dos preços entre os agentes, o que representa o fim do cartel neste mercado para este período. No entanto, as estatísticas após 2009 sugerem um novo paradigma no ajuste de preço, sendo necessária uma investigação sobre a possibilidade de restabelecimento do cartel.

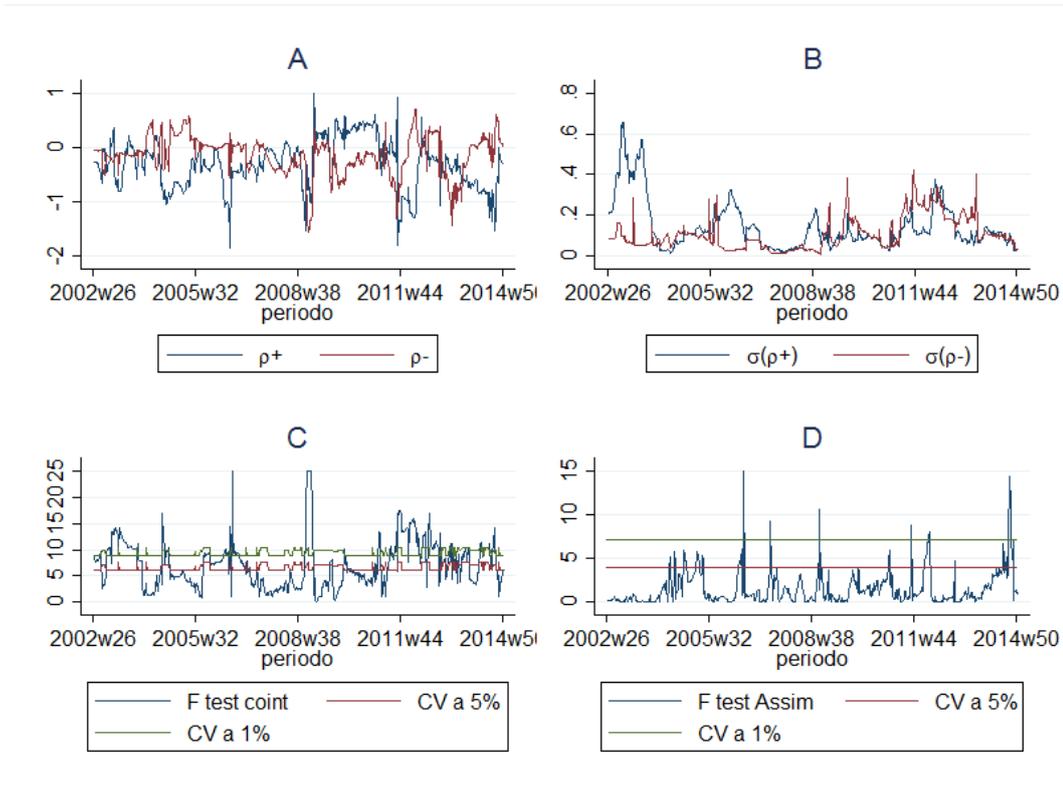
Gráfico 3.13. Preço e resultados de Campinas



Fonte: Elaboração própria

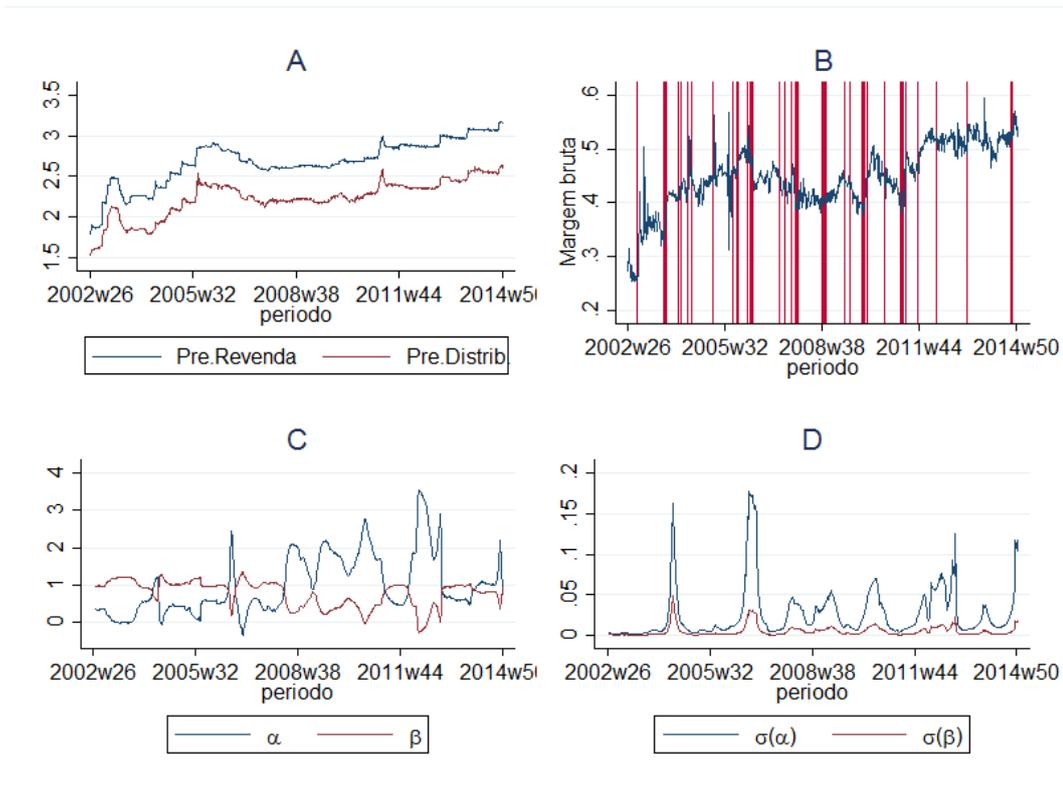
O relatório do julgamento de cartel em Caxias do Sul revelou que o cartel foi estável entre 2004 e 2006, com resultados sugerindo a estabilidade do cartel até 2007 (Gráfico 3.15). A presença de quebras e assimetrias (Gráfico 3.16) mostra que o cartel pode não ter se dissolvido plenamente em 2007, sendo que a partir de 2008 as evidências de colusão são mais fortes com a inversão dos parâmetros de custo.

Gráfico 3.14. Resultados do modelo TAR para Campinas



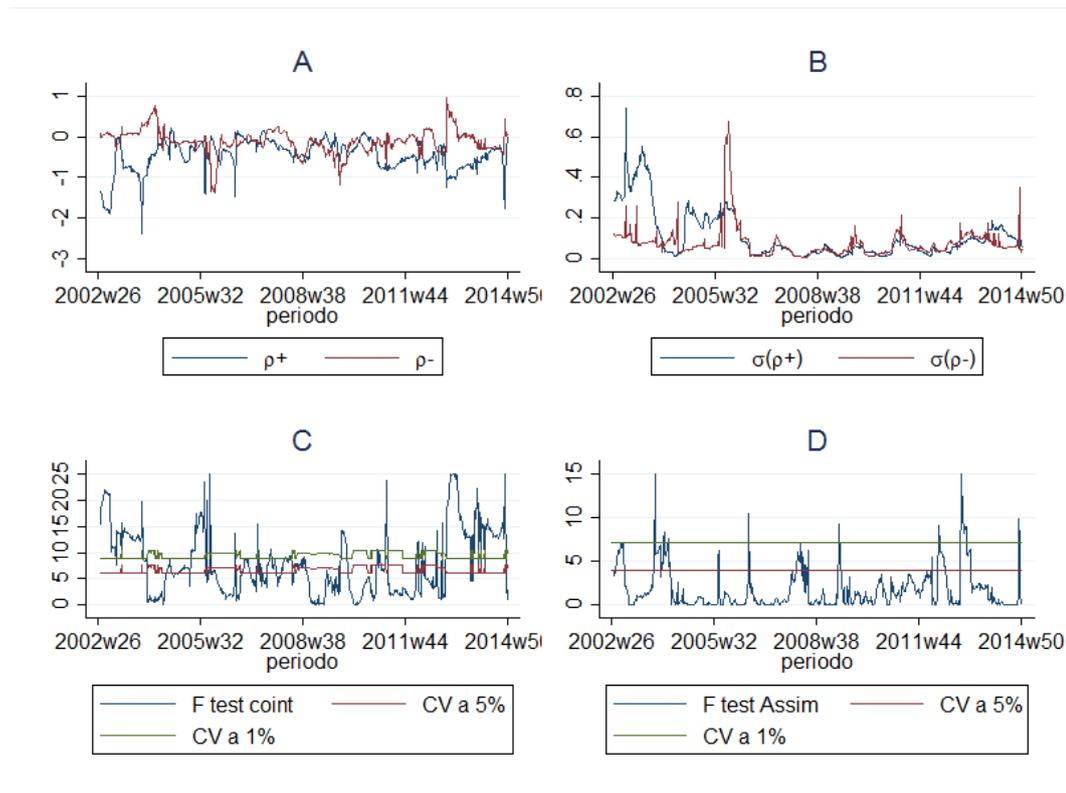
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.15. Preço e resultados de Caxias do Sul



Fonte: Elaboração própria

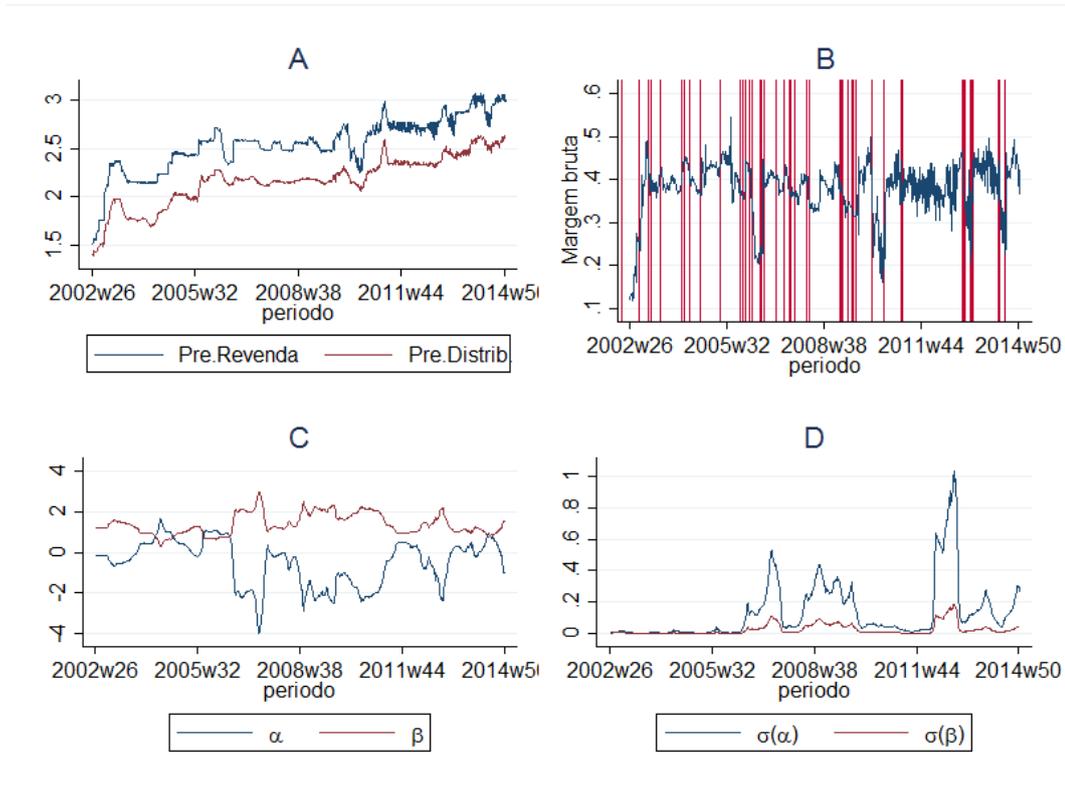
Gráfico 3.16. Resultados do modelo TAR para Caxias do Sul



Fonte: Elaboração própria

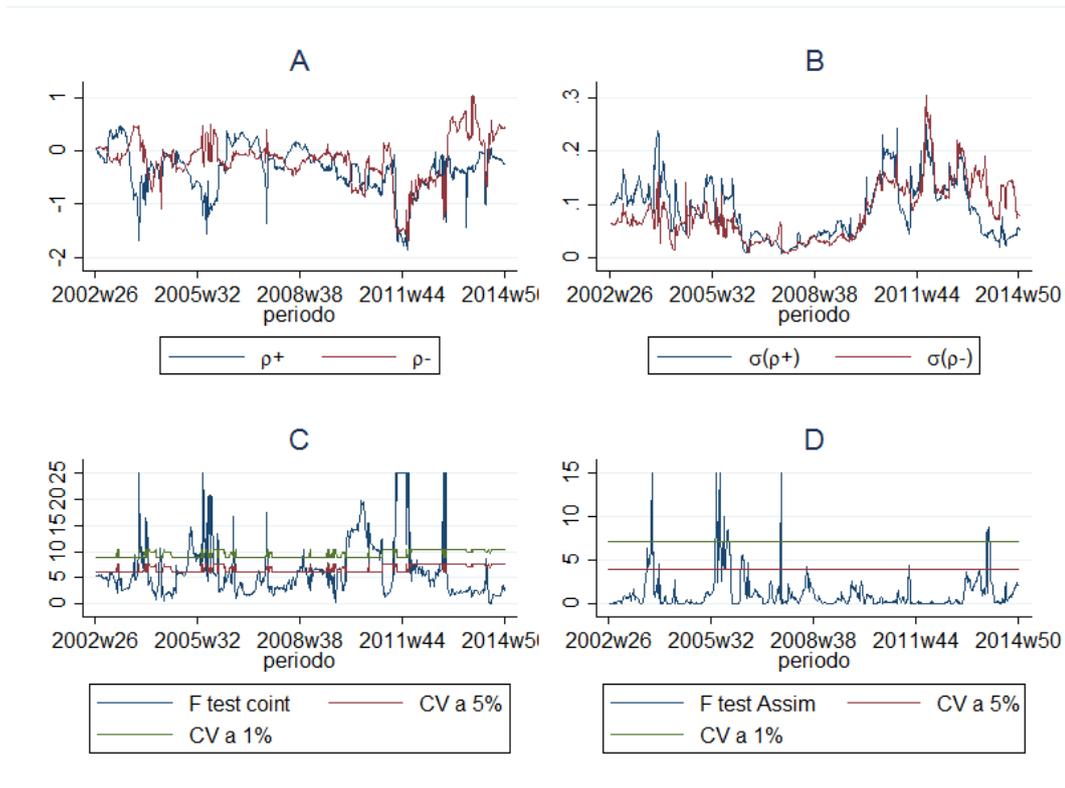
Em Florianópolis, por sua vez, os postos foram condenados por cartel em 2002, mas, infelizmente, não estão disponíveis observações suficientes anteriores a este período para indicar parâmetros do cartel. Os resultados para os primeiros anos não sugerem cartel (ausência de assimetria, com valores de ρ próximos de zero), o que pode ter sido causado pelo conhecimento da investigação entre as firmas e a condenação dos envolvidos no cartel. Os resultados modificam-se a partir de 2004 até 2010, onde as estatísticas de assimetria e de cointegração ficam flutuantes fora do nível de rejeição a maior parte do tempo. Apesar de não haver estatísticas anteriores a 2002 suficientes para inferência sobre o cartel, os resultados sugerem que houve cartel entre 2004 e 2010 com flutuações nas formulações de preços entre 2006 e 2009. As maiores indicações para isto são os resultados de medidas punitivas entre as coniventes, quando associados a forte presença de quebras estruturais no mesmo período (Gráfico 3.17 e Gráfico 3.18).

Gráfico 3.17. Preço e resultados de Florianópolis



Fonte: Elaboração própria

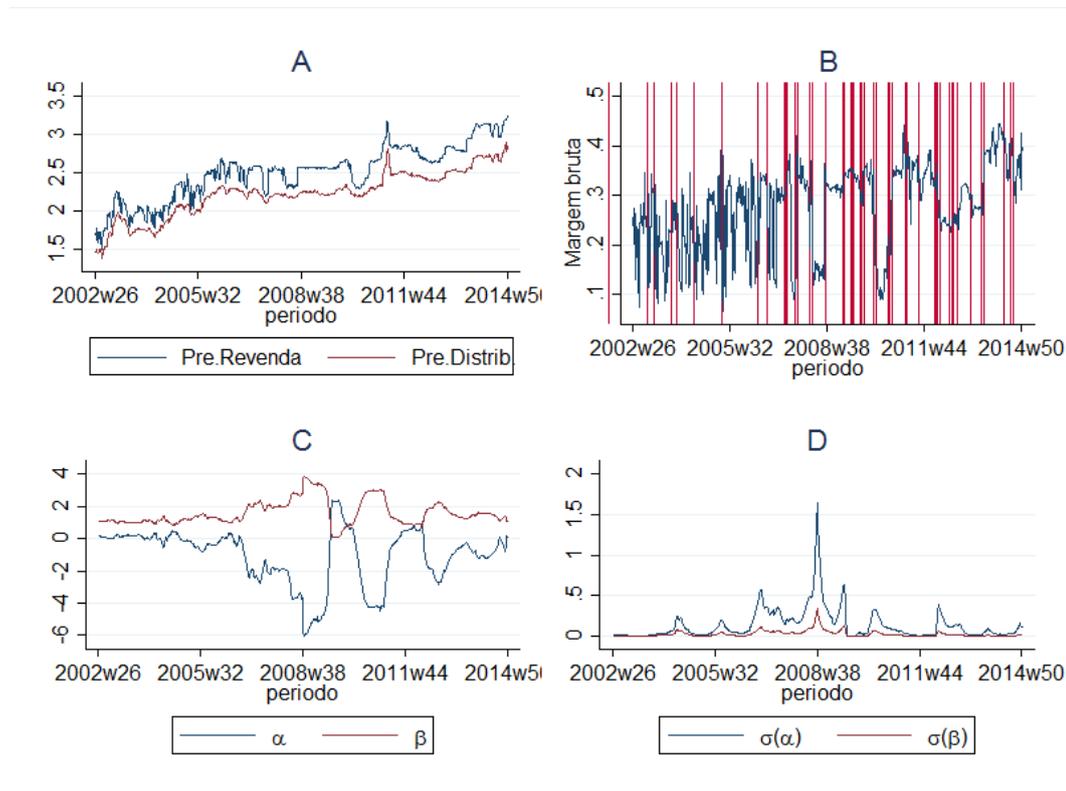
Gráfico 3.18. Resultados do modelo TAR para Florianópolis



Fonte: Elaboração própria

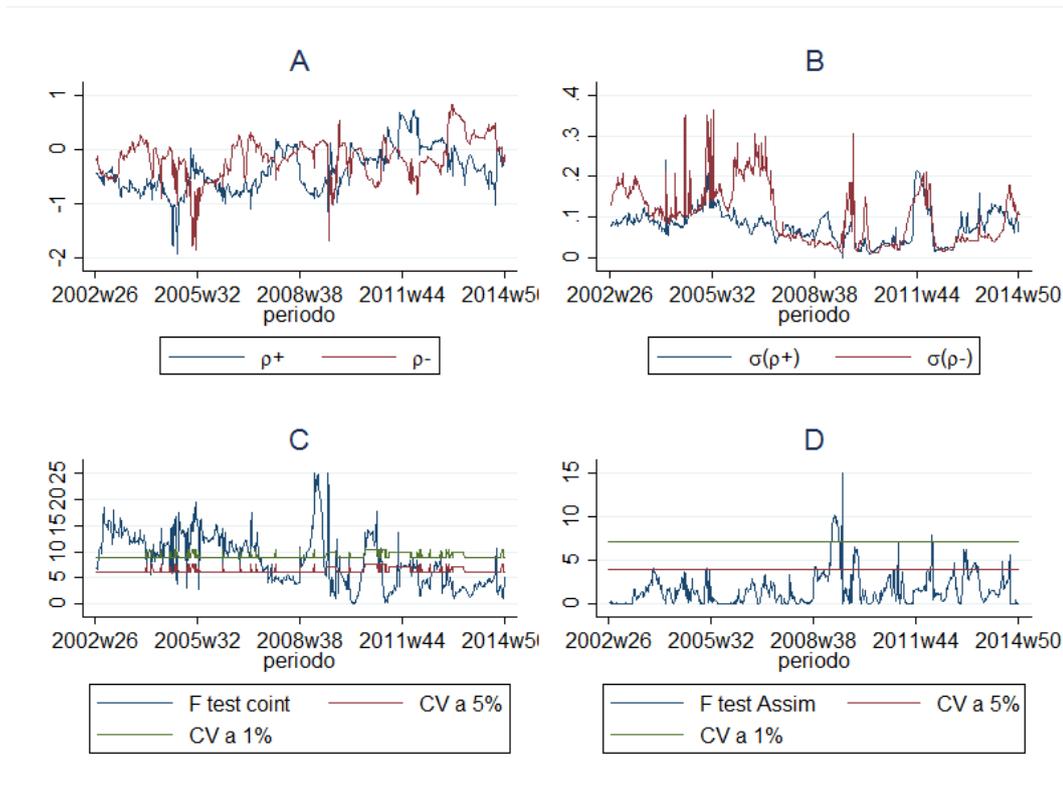
Os postos de Goiânia também foram condenados por cartel em 2002, e novamente não foi possível obter indicações sobre estatísticas anteriores a esta data, mas é possível confrontar um forte nível de cointegração dos preços e uma significativa assimetria positiva. Os resultados evidenciam uma possível continuidade do cartel até 2010, com forte presença de assimetrias, quebras estruturais e instabilidade dos parâmetros de determinação dos preços. A partir de 2010, os dados sugerem uma mudança do comportamento, com aumento de quebras estruturais e oscilação dos indicadores de assimetria e cointegração não-linear para maior frequência de cointegração linear, o que pode ser um enfraquecimento do cartel em que as medidas punitivas perdem o efeito para manutenção do cartel.

Gráfico 3.19. Preço e resultados de Goiânia



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.20. Resultados do modelo TAR para Goiânia

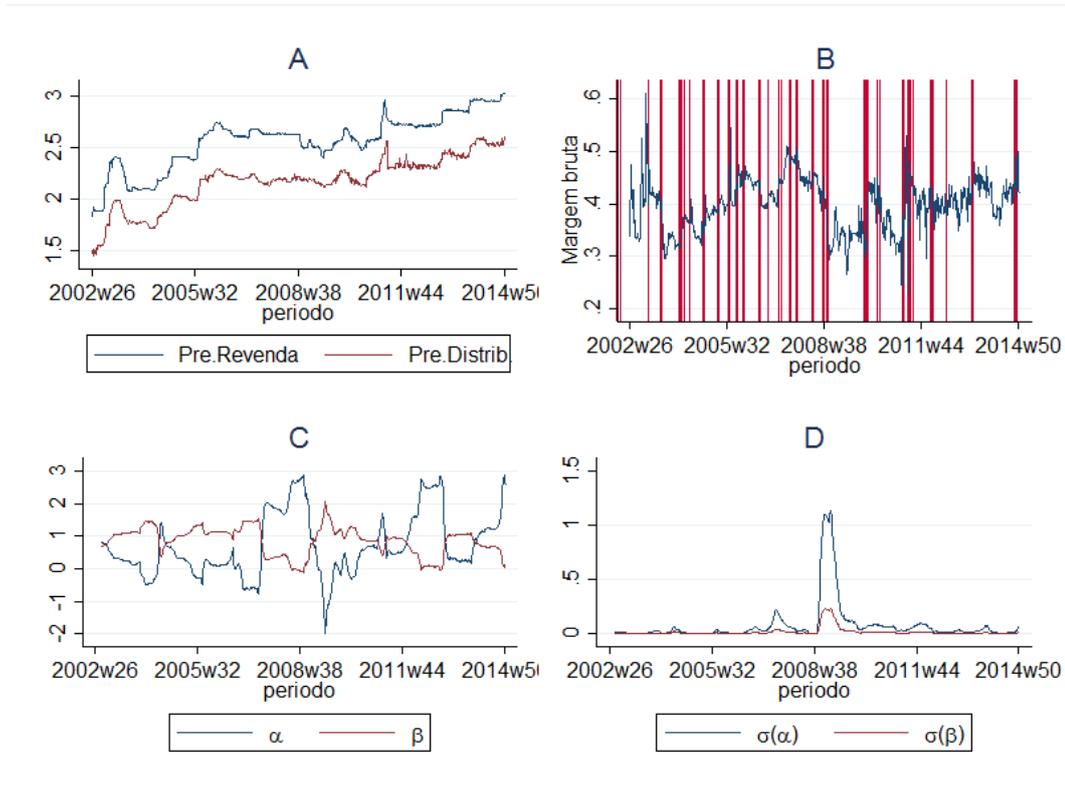


Fonte: Elaboração própria

Os postos do município de Lages foram condenados por cartel em 2003, resultando, nos primeiros anos, em elevada probabilidade de assimetria e cointegração dos preços. Os resultados mostram que apesar da condenação em 2003, o cartel pode ter durado mais algum tempo (até 2004), com possíveis recorrências ao comportamento colusivo até 2009, quando o comportamento dos preços volta a apresentar cointegração linear e menor presença de quebras estruturais, apesar da assimetria persistente (Gráfico 3.21 e Gráfico 3.22).

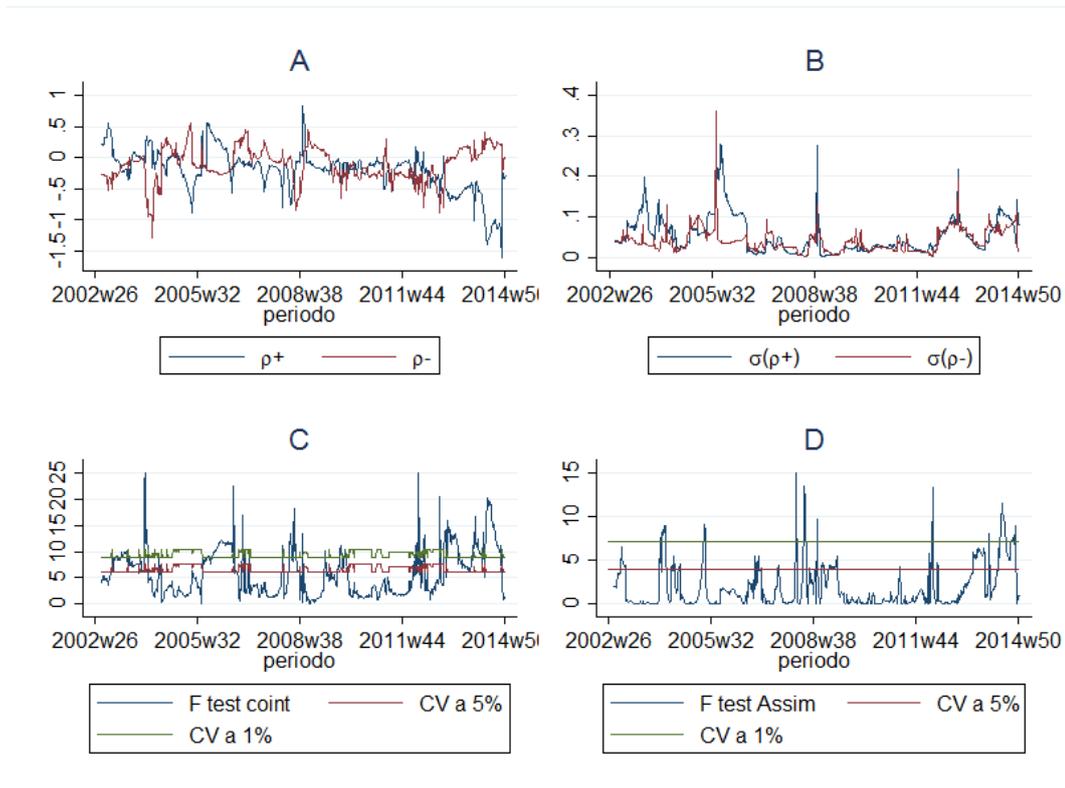
Os resultados dos preços em Londrina mostram quebras estruturais frequentes, oscilação nas estatísticas de cointegração e presença de assimetria em vários períodos. O processo contra os postos de Londrina foi aberto em 2007 e com condenação em 2013. Os resultados mostram a possibilidade de ação de cartel em todo período. A condenação não parece ter surtido efeito sobre o comportamento da série (Gráfico 3.23 e Gráfico 3.24).

Gráfico 3.21. Preço e resultados de Lages



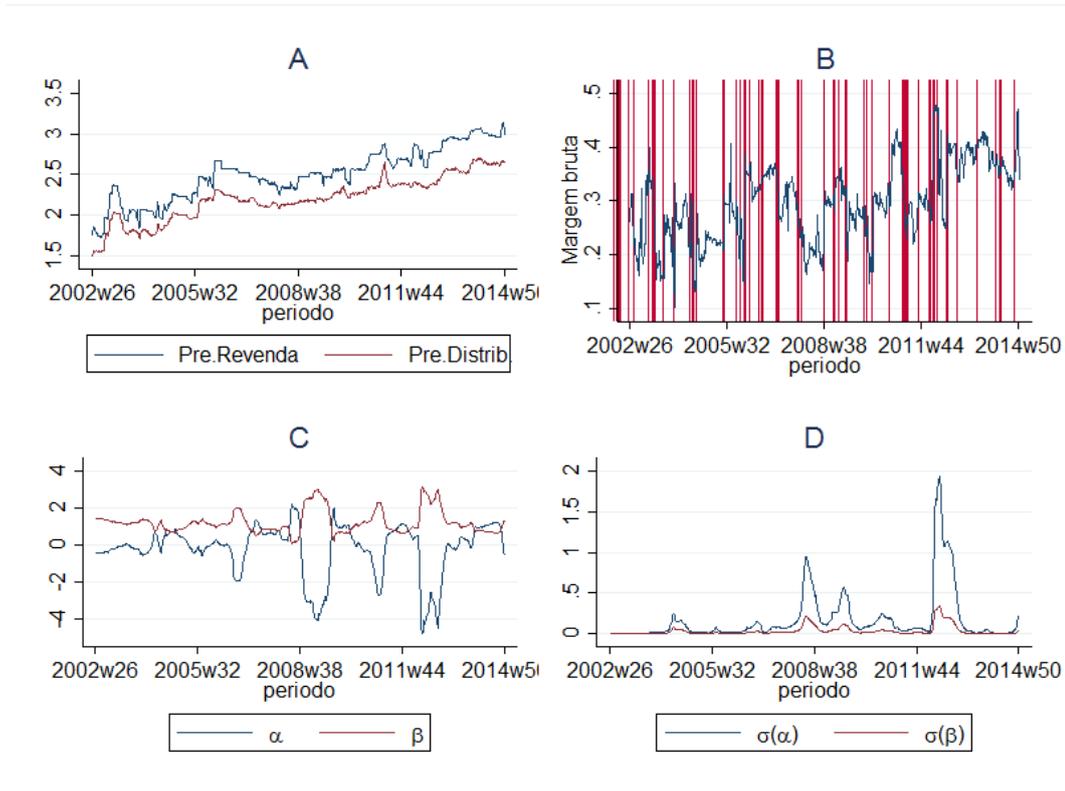
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.22. Resultados do modelo TAR para Lages



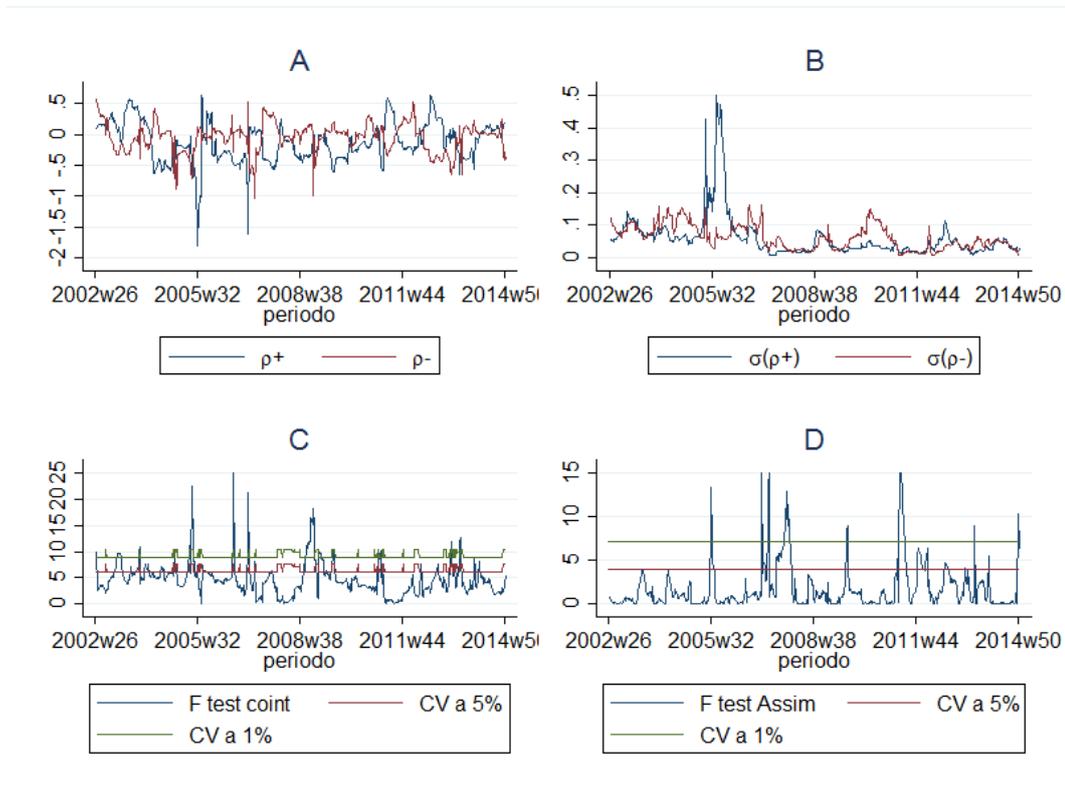
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.23. Preço e resultados de Londrina



Fonte: Elaboração própria

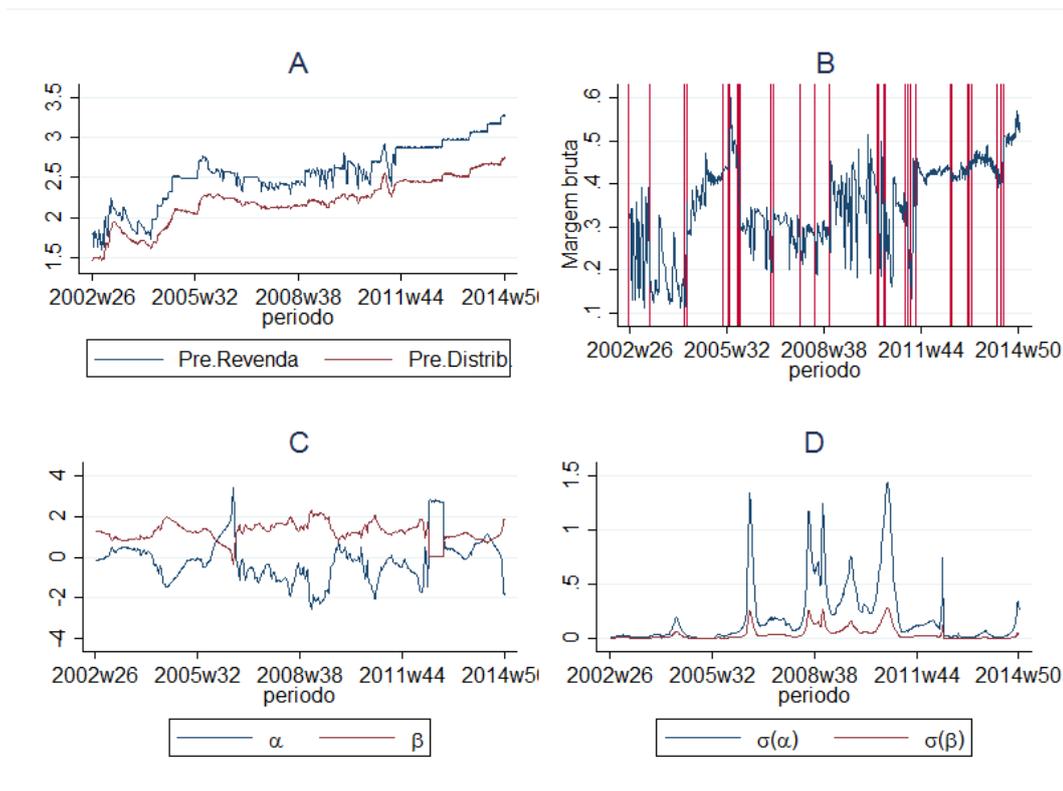
Gráfico 3.24. Resultados do modelo TAR para Londrina



Fonte: Elaboração própria

Os resultados para Manaus (Gráfico 3.25 e Gráfico 3.26) mostram quebras estruturais frequentes, oscilação nas estatísticas de cointegração e presença de assimetria em vários períodos. Os resultados mostram a existência de cartel em todo período, sem efeitos da condenação sobre o comportamento da série. As estatísticas mais relevantes foram a presença de quebras derivada da instabilidade dos parâmetros de definição de preços, associado a assimetrias em boa parte da série analisada.

Gráfico 3.25. Preço e resultados de Manaus

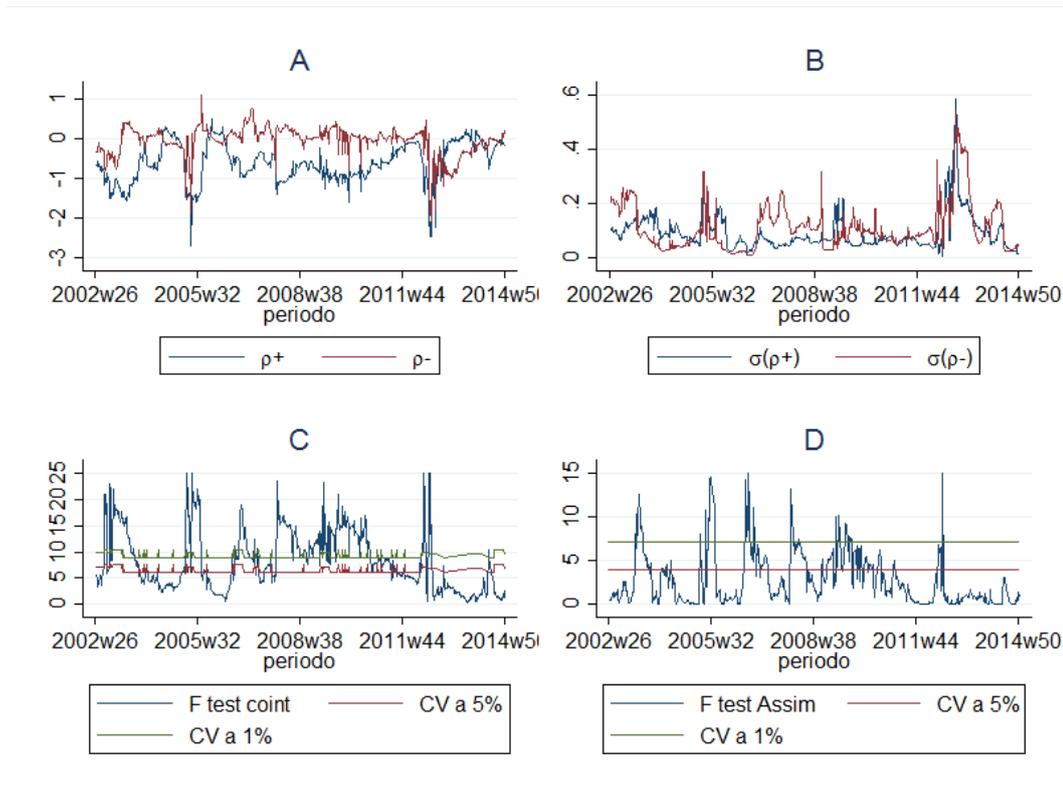


Fonte: Elaboração própria

Os postos de gasolina em Recife foram condenados por cartel em 2004 (processo administrativo aberto em 1999) e tiveram um segundo processo administrativo que envolvia toda região metropolitana em 2002, mas arquivado em 2009. No período do primeiro processo, as estatísticas mostravam significativa estatística de cointegração não-linear, com assimetria dos preços e ausência de cointegração linear dos preços no período. As diferenças de valores de ρ_1 e ρ_2 são significativas (a 5%) durante o período do cartel e seguem até 2010. Os resultados mostram que apesar de sofrer uma turbulência logo após a condenação por cartel entre 2004 e 2005, as estatísticas de assimetria permanecem elevadas até 2010, indicando que os parâmetros estabelecidos para ajustes de preços durante o cartel se

mantiveram após a condenação, incluindo o aumento de quebras estruturais significantes após 2006. Este resultado sugere a continuidade das dinâmicas de precificação do cartel após a sua condenação ao longo da série (Gráfico 3.27 e Gráfico 3.28).

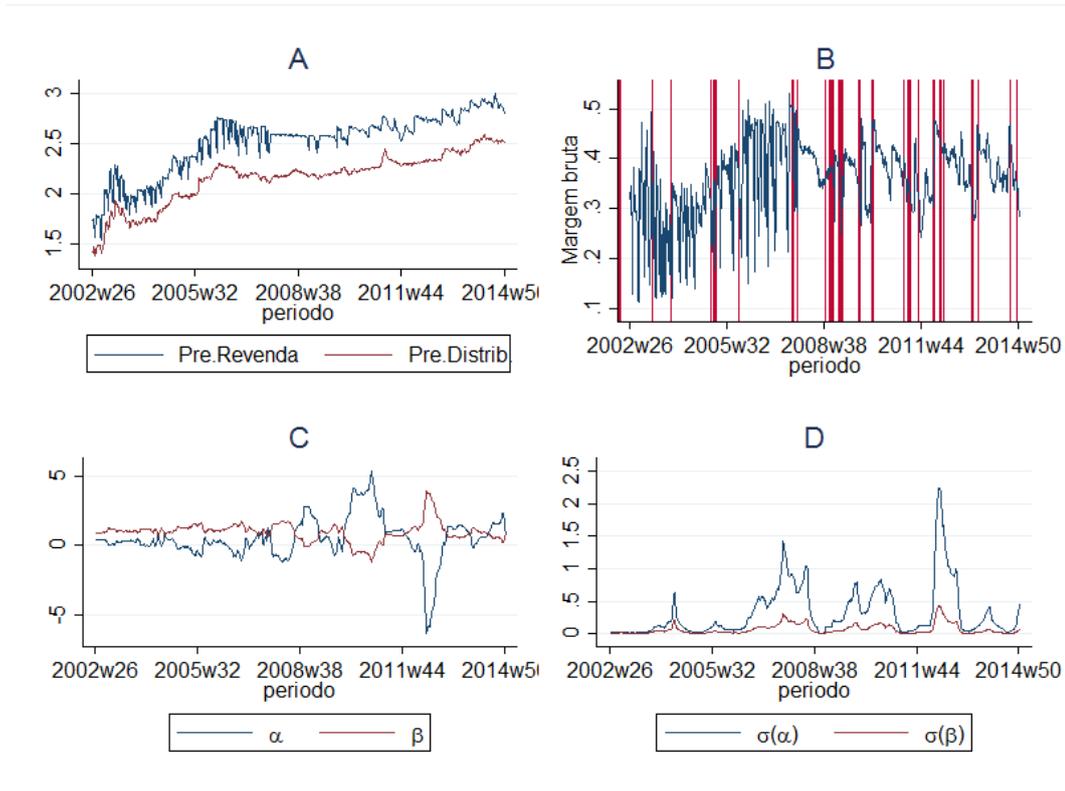
Gráfico 3.26. Resultados do modelo TAR para Manaus



Fonte: Elaboração própria

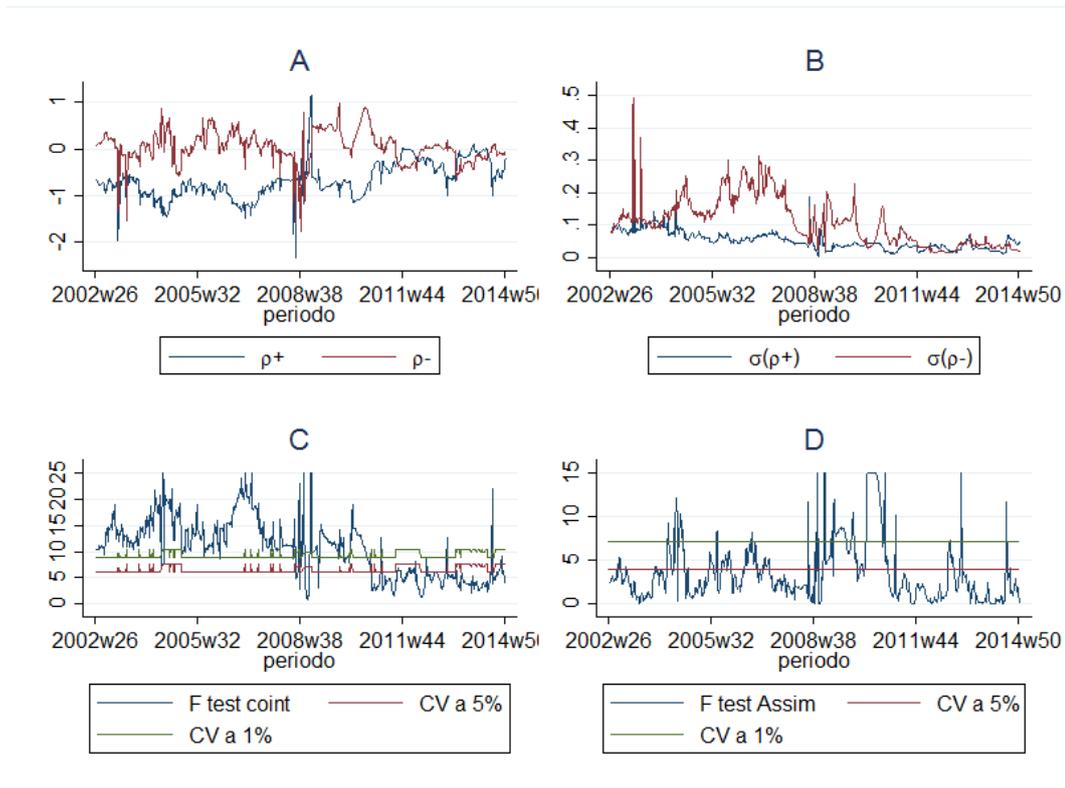
Os postos de Ribeirão Preto foram envolvidos em um processo administrativo contra cartel aberto em 2002 e arquivado em 2009. Os resultados dos modelos mostram uma mudança de comportamento entre a abertura do processo até a data de arquivamento. Contudo, após o arquivamento, os resultados sugerem uma retomada dos preços assimétricos com presença de quebras estruturais frequentes. Os resultados sugerem tanto a existência do cartel como proposto no parecer do processo pelo CADE (2015), quanto uma retomada de sua organização após o arquivamento do processo (Gráfico 29 e Gráfico 30).

Gráfico 3.27. Preço e resultados de Recife



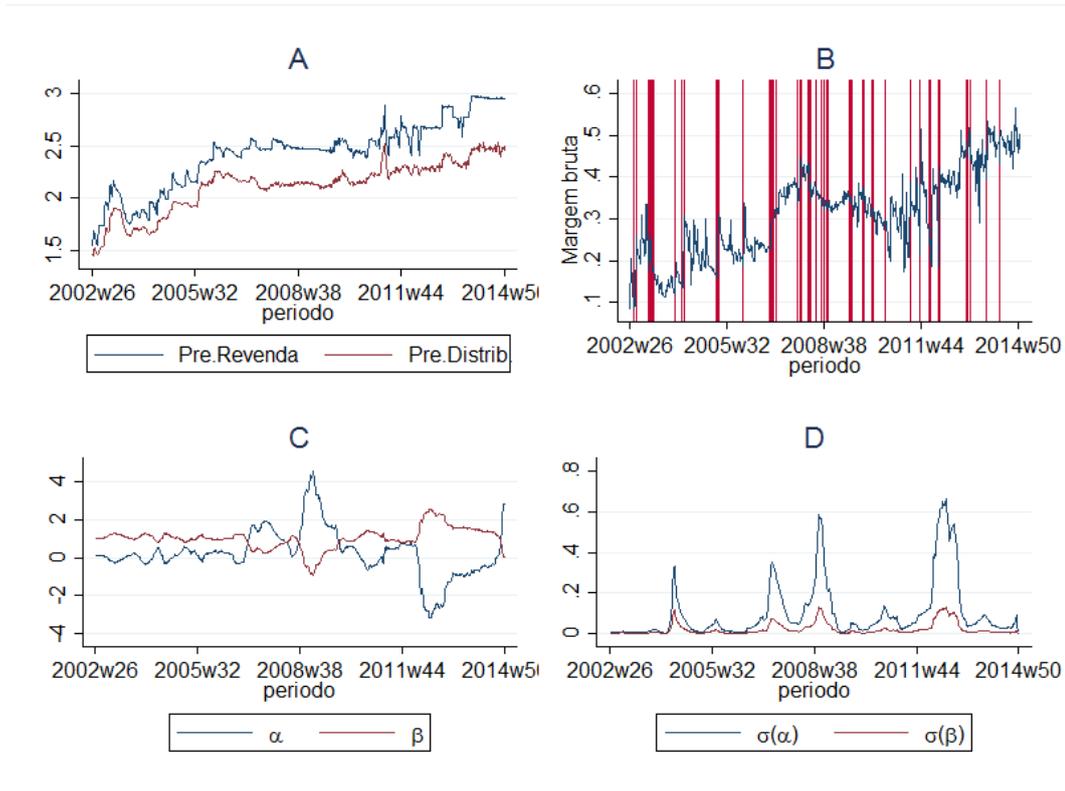
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.28. Resultados do modelo TAR para Recife



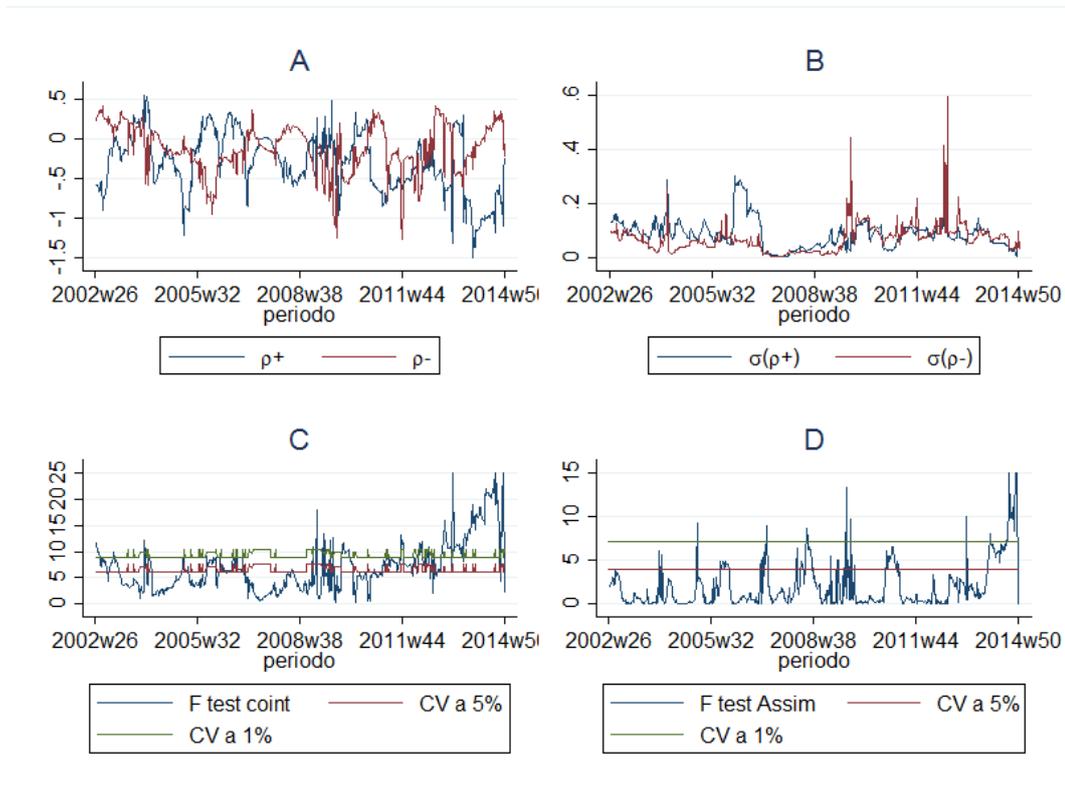
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.29. Preço e resultados de Ribeirão Preto



Fonte: Elaboração própria

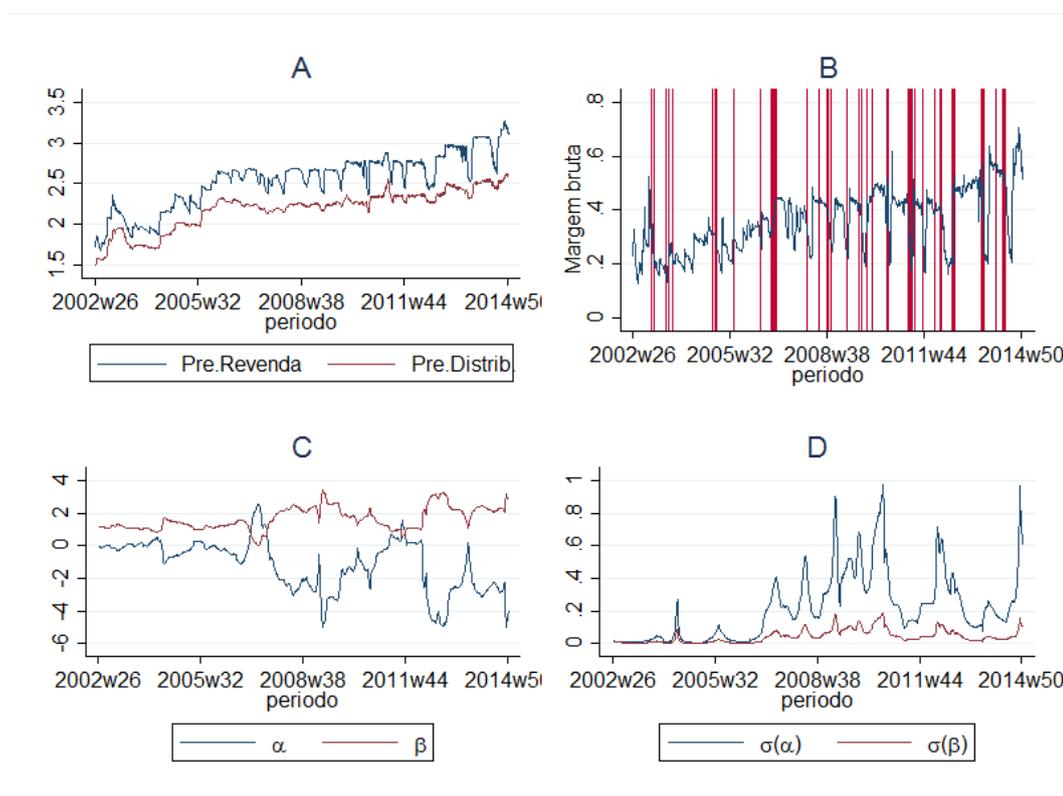
Gráfico 3.30. Resultados do modelo TAR para Ribeirão Preto



Fonte: Elaboração própria

As dinâmicas de preços dos postos no município de Salvador são distintas significativamente do que se espera de um mercado concorrencial. Períodos longos com estabilidade quase linear dos preços, quebras estruturais nos resíduos da equação de preços no varejo sem qualquer movimentação dos preços no atacado. Apesar do processo administrativo contra os postos de Salvador ter sido aberto em 1998 e arquivado em 2009, os resultados dos modelos são favoráveis à existência e manutenção do cartel em quase todo período analisado (Gráfico 30 e Gráfico 31).

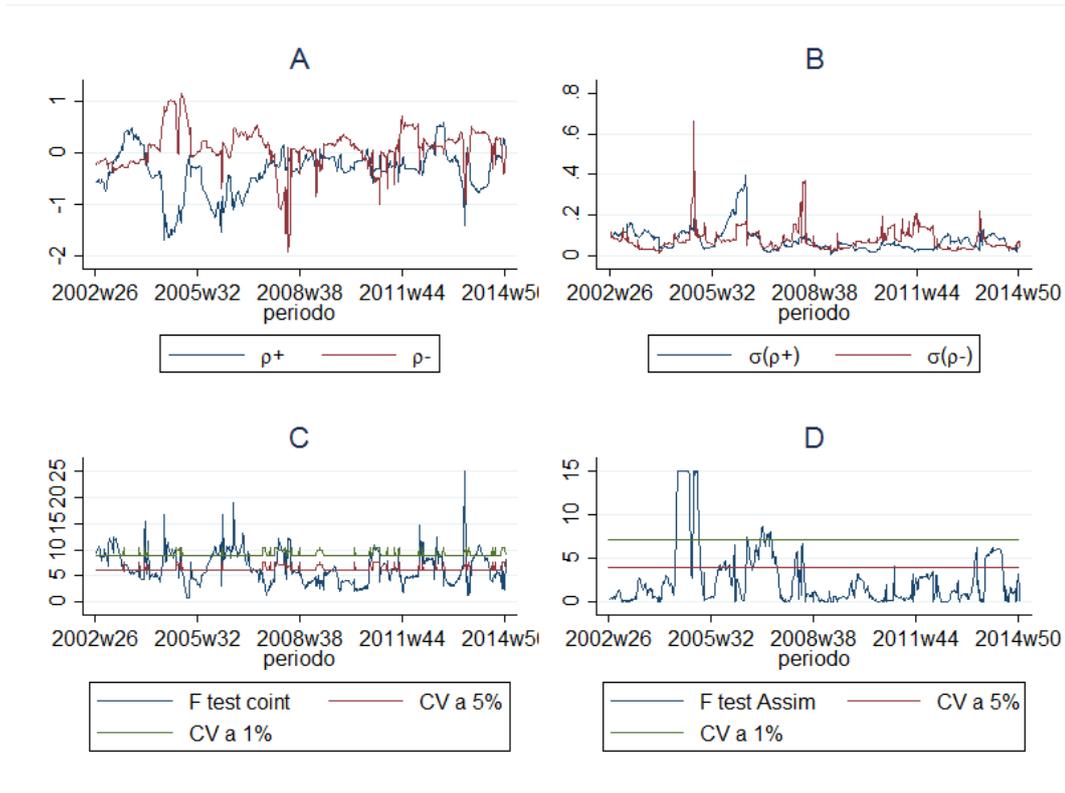
Gráfico 3.31. Preço e resultados de Salvador



Fonte: Elaboração própria

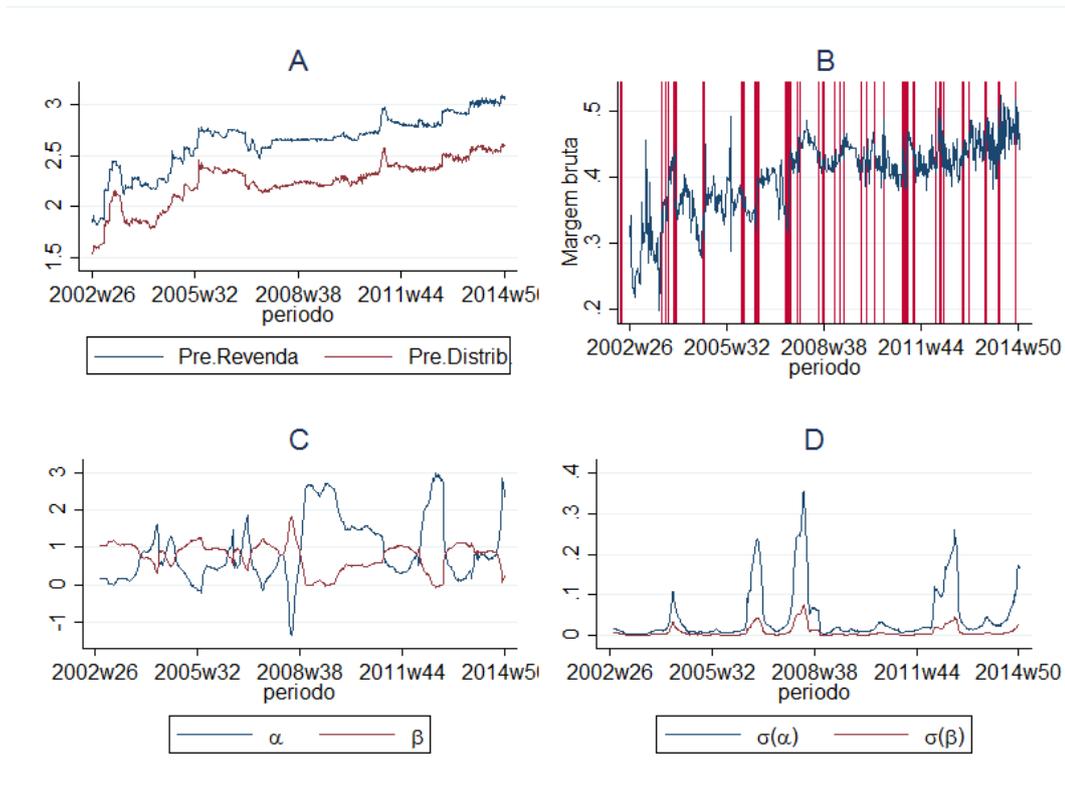
Santa Maria teve dois processos administrativos abertos contra os postos de gasolina em 2004 e 2009 julgados e condenados conjuntamente em 2010. Nas datas de abertura dos processos e nos julgamentos foi evidenciada a presença de assimetria com quebras estruturais ocorrendo principalmente até 2008, onde existe mudança no comportamento da firma demonstrado pelo teste de cointegração. Os resultados sugerem o uso estratégias colusivas principalmente até 2008, apesar de sugerir um afastamento do esperado para o mercado competitivo em todo período.

Gráfico 3.32. Resultados do modelo TAR para Salvador



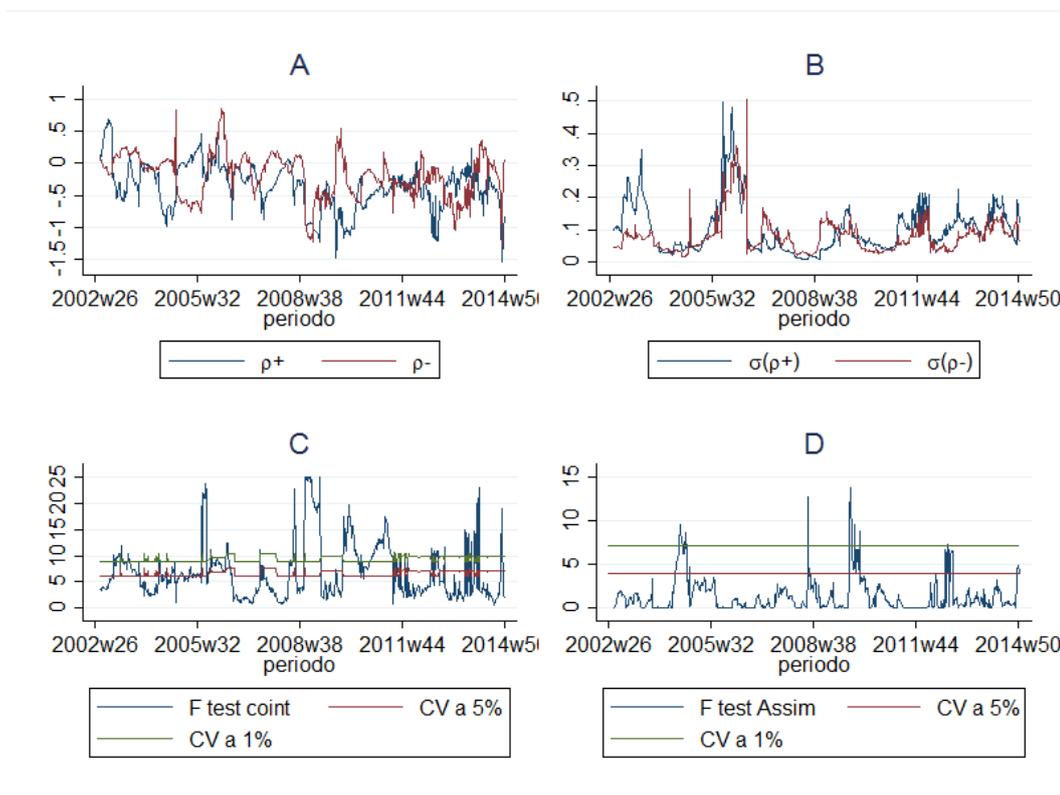
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.33. Preço e resultados de Santa Maria



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.34. Resultados do modelo TAR para Santa Maria

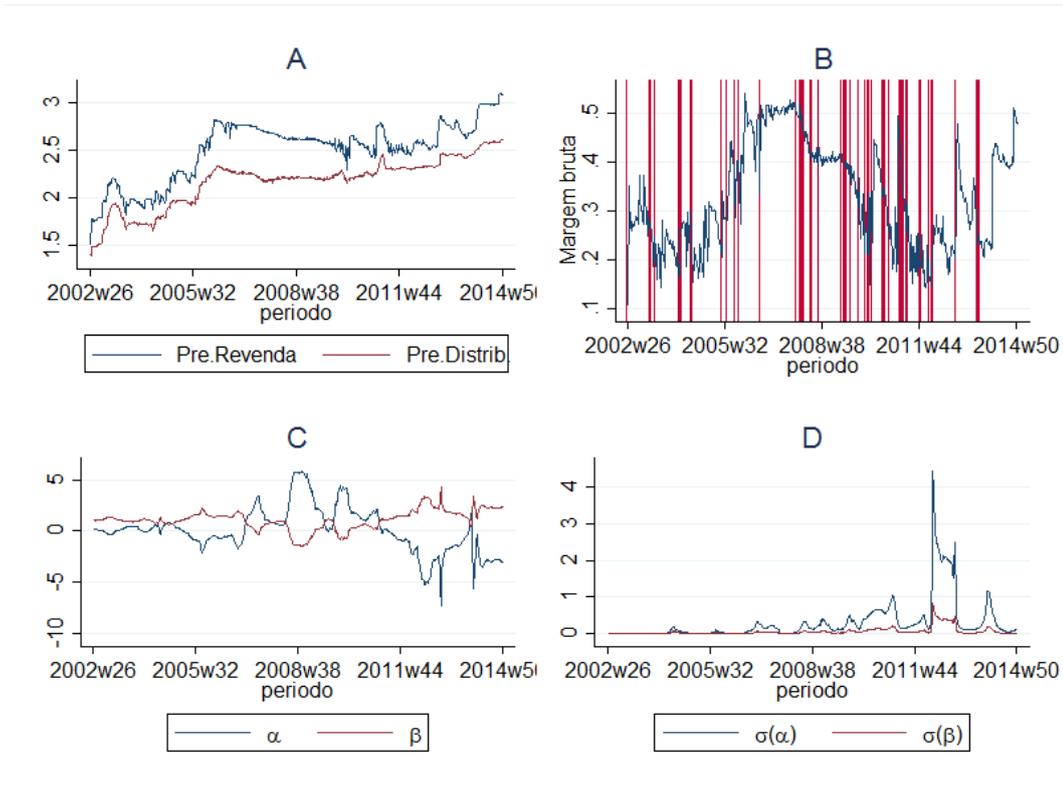


Fonte: Elaboração própria

Os postos de São Luís tiveram um processo administrativo aberto quanto à formação de cartel em 2011, mas até a presente data o caso ainda não foi julgado. Os resultados dos modelos para os preços nos postos de São Luís são relativamente semelhantes com os de Salvador. As séries são marcadas por períodos de linearidade quase estática dos preços, seguida por rupturas, sugerindo a associação de períodos de paralelismo de preços, seguidos de guerras de preços entre as firmas. Este resultado é respaldado pela fraca relação entre os preços do atacado e os preços do varejo (Gráfico 35 e Gráfico 36).

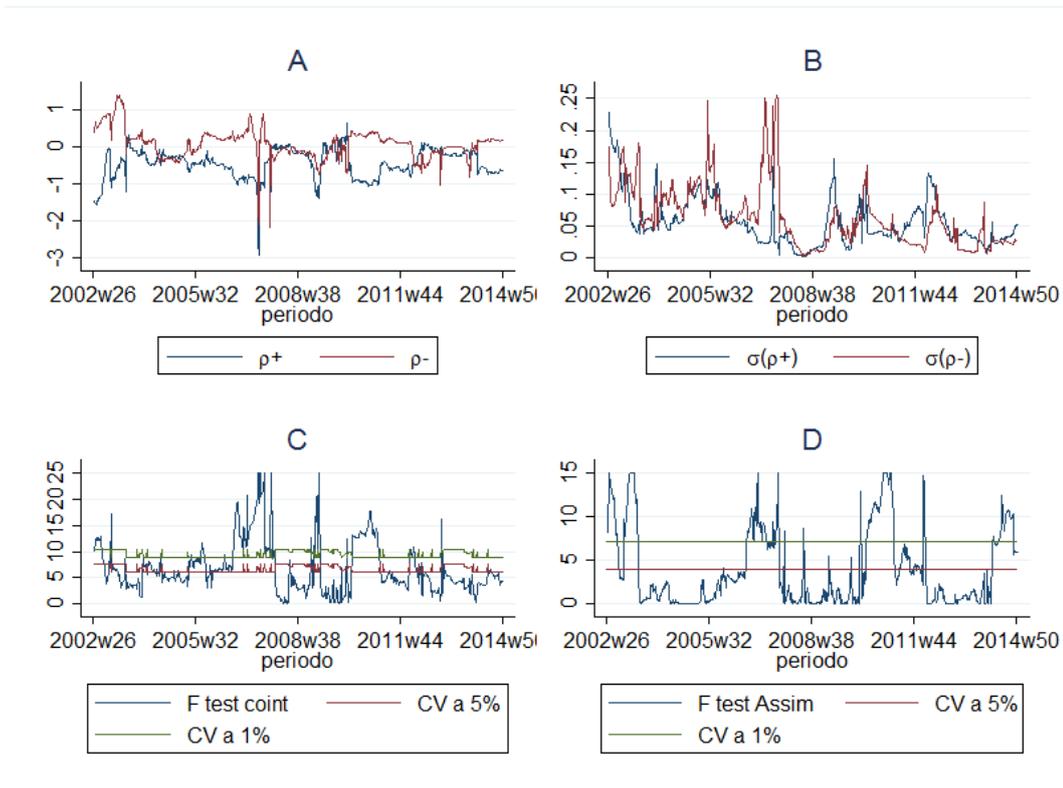
Os resultados dos modelos para os preços a varejo nos postos de Teresina mostram uma frequente presença de quebras estruturais, associadas com assimetria e baixa cointegração, principalmente até 2012 e nas proximidades do julgamento em 2003. Como o processo administrativo contra cartel em postos do município foi aberto em 2000 com a condenação em 2003, parece coerente a abertura de um segundo processo em 2008. Pois os resultados não sugerem que a condenação em 2003 levou ao fim do cartel, com uma forte mudança na dinâmica da série de preços após este período, tanto nos testes de cointegração quanto quebra estrutural e assimetria.

Gráfico 3.35. Preço e resultados de São Luís



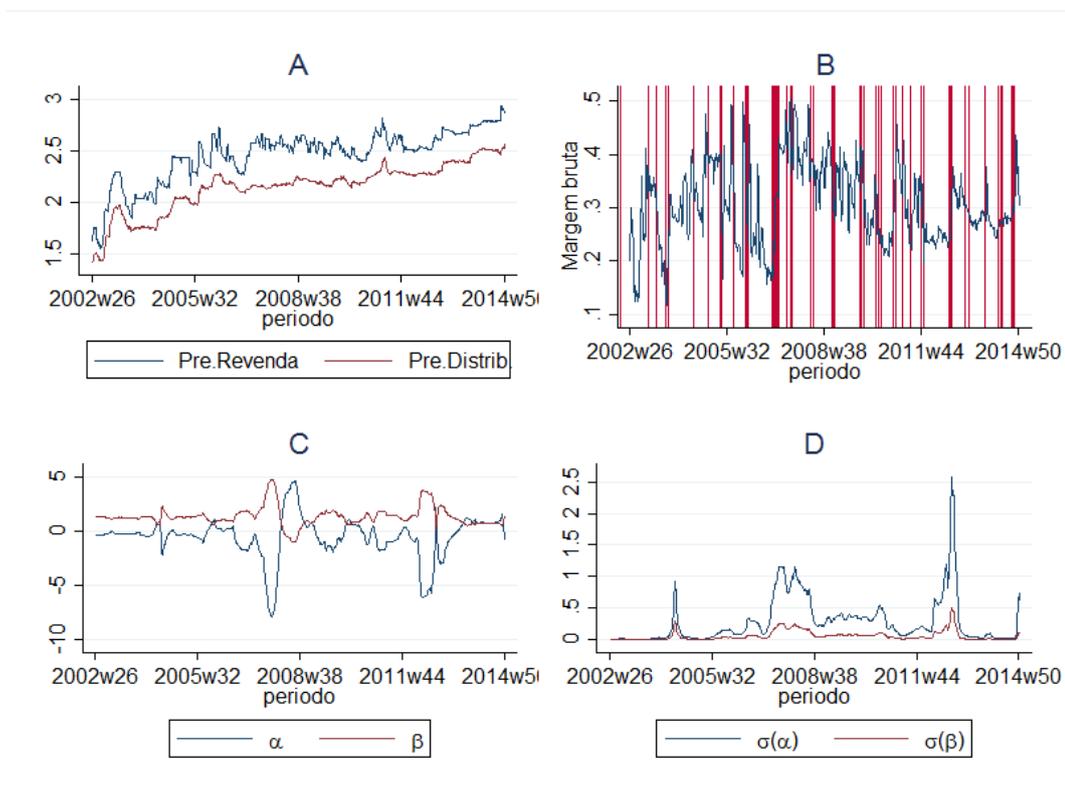
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.36. Resultados do modelo TAR para São Luís



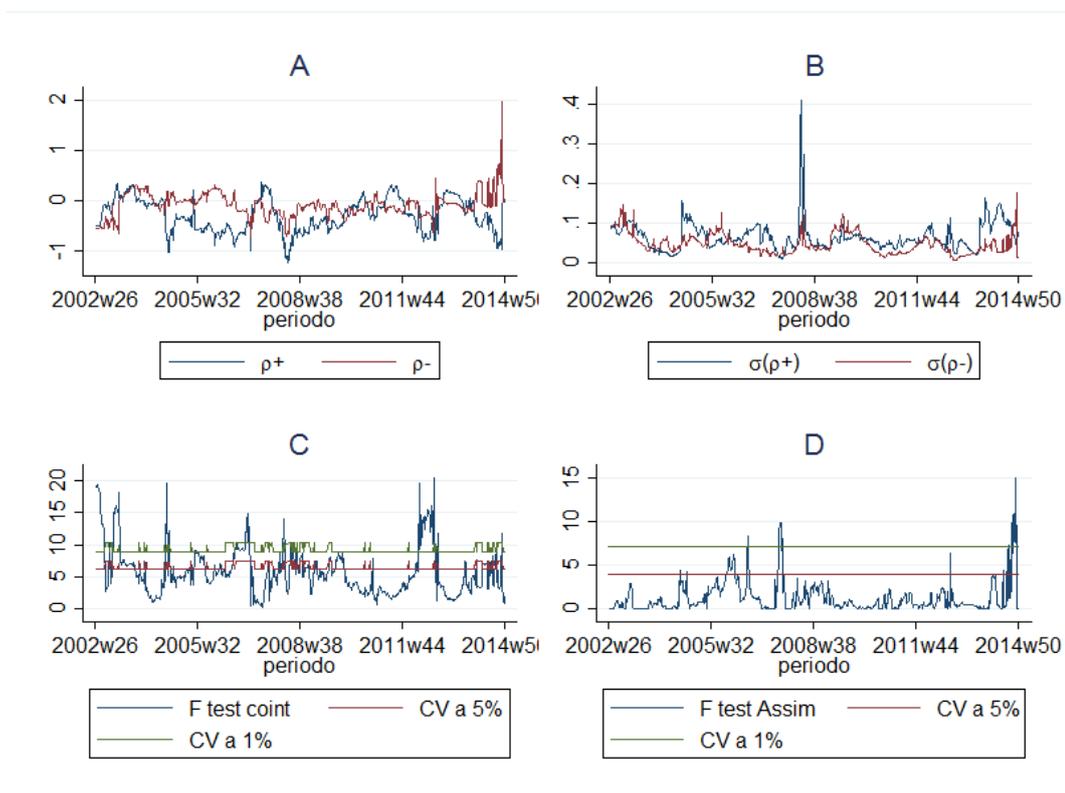
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.37. Preço e resultados de Teresina



Fonte: Elaboração própria

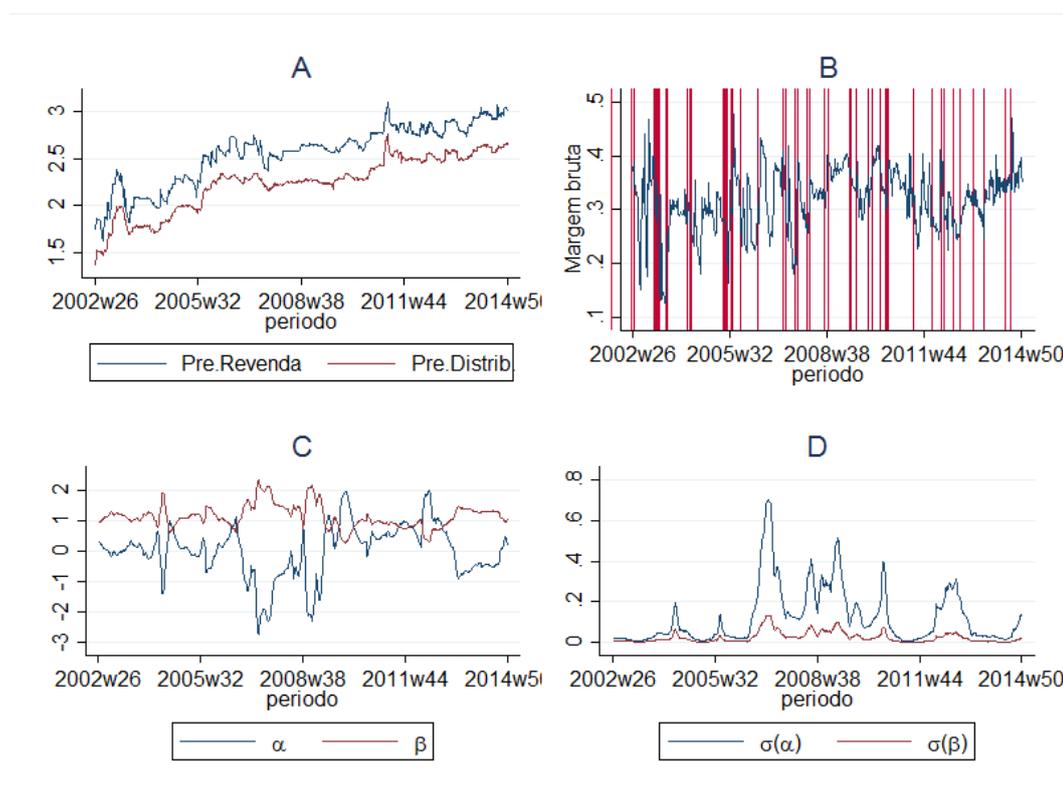
Gráfico 3.38. Resultados do modelo TAR para Teresina



Fonte: Elaboração própria

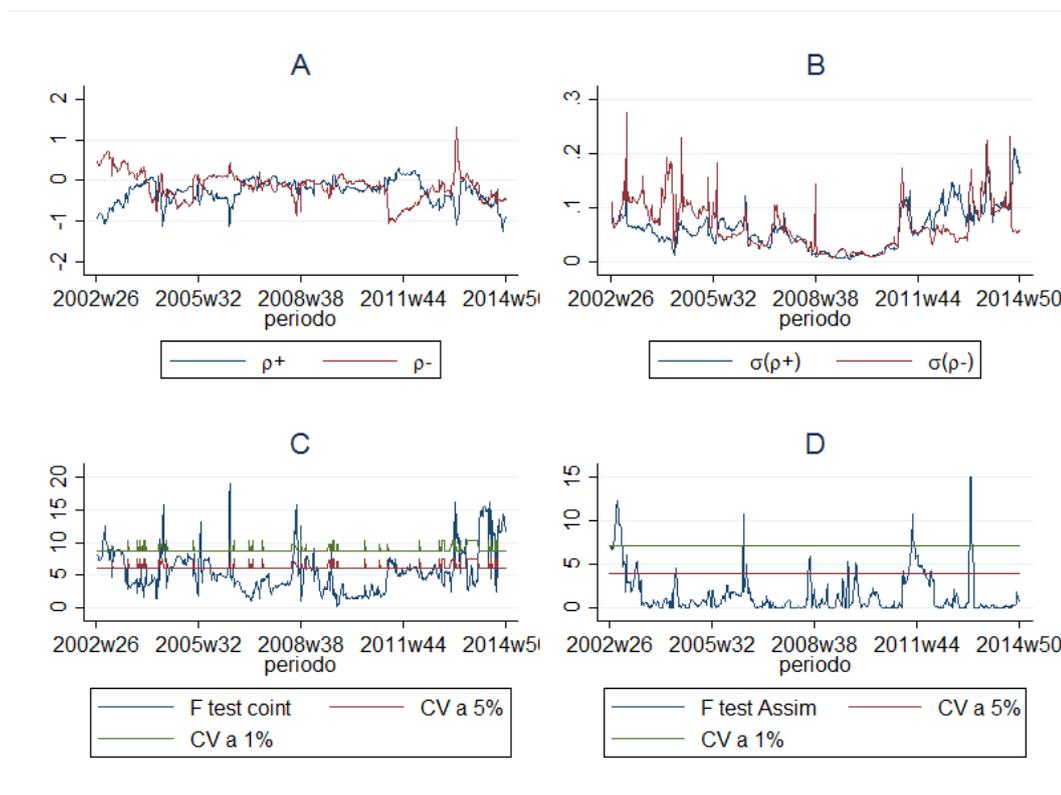
Os postos de gasolina de Vitória foram condenados pela prática de cartel em 2015, em um caso aberto em 2006. Segundo parecer do CADE (2015) há evidências de que o cartel se manteve estável entre 2006 e 2007, período com um pico de assimetria e presença de quebras estruturais. Os dados mostram uma mudança de comportamento após 2007, mas com eventual retomada ao longo do tempo até períodos pré-julgamento, mesmo que em menor significância. Pelos resultados, o cartel foi persistente em quase todo período, já que o teste de assimetria e quebras estruturais tiveram significância frequente ao longo da série (Gráfico 39 e Gráfico 40).

Gráfico 3.39. Preço e resultados de Vitória



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 3.40. Resultados do modelo TAR para Vitória



Fonte: Elaboração própria

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo objetivou analisar o comportamento das firmas do mercado de gasolina a varejo *ex ante* e *ex post* condenação por cartel, a fim de construir parâmetros de testes para outros mercados colusivos. Optou-se primeiramente por usar as diferentes abordagens de testes de cointegração citados na literatura como elementos capazes de permitir a inferência sobre a existência de cartel. Os modelos foram associados com a abordagem *rolling window* que permite verificar a estabilidade dos parâmetros ao longo do tempo.

A principal conclusão preliminar que deve ser ressaltada é que a condenação por cartel pelo CADE não foi suficiente para mudar o comportamento das firmas, e as mudanças de precificação, quando existiram, foram causados por outros fatores descolados temporalmente com a condenação por cartel. A justificativa que pode ser dada para estas mudanças posteriores à condenação está na mudança da estrutura do mercado, como aumento do número de *players*, aumento dos postos de bandeira branca ou crises econômicas capazes de afetar a elasticidade de demanda pelo produto.

Nem todos os mercados analisados permitiram a construção de estatísticas relevantes, mas alguns resultados se mostraram relativamente próprios de comportamento colusivo, entre eles, a presença de quebras estruturais associadas com assimetrias de preço, e a existência de cointegração não-linear quando a linear é rejeitada. A assimetria de preços se mostrou em especial um marcador de mudança de paradigmas de ajustes de preço, i.e. guerra de preços, pois início e fim do cartel parece ser captada por esta metodologia. Os testes de quebra estrutural foram significativamente relevantes para marcar comportamentos mais distantes do concorrencial. Mas testes mais profundos ainda são necessários, razão pela qual no capítulo seguinte são feitas abordagens econométricas voltadas à análise da variância e da mudança estrutural das séries, para contrapor com os resultados estabelecidos neste capítulo.

4 DINÂMICAS DE PREÇO EM MERCADOS CARTELIZADOS: UMA APLICAÇÃO DOS MODELOS DE VARIÂNCIA E MUDANÇA DE REGIME

4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Este capítulo parte desta necessidade de se testar metodologias de detecção de cartel, e utiliza as metodologias de análise de variância e mudança de regime como possíveis alternativas de filtragem de cartel para o mercado de gasolina no Brasil. Especificamente o objetivo é identificar quais características são próprias de mercados colusivos sob a análise de variância e mudança de regime. Assim, espera-se fornecer novos parâmetros que possam servir de instrumentos para a filtragem de cartéis no setor de combustíveis, a partir da análise da relação dinâmica de preços dos postos ao longo do tempo.

A justificativa para o uso dos modelos de variância e mudança de regime para análise da dinâmica de preços baseia-se especialmente no trabalho de Green e Porter (1986), que mostra que agentes envolvidos em um cartel modificam as equações de precificação ao longo do tempo. Como exemplo, os autores citam a possibilidade das empresas coniventes se envolverem em uma guerra de preços para manter cartel, ou mesmo o início e fim do cartel que levam a diferentes formas de precificação, levando a mudanças nos parâmetros e na variância da equação de preços.

A literatura a que se baseia este capítulo está no capítulo 2 desta tese. Pontualmente, os objetivos deste capítulo vão de encontro aos marcadores 1 e 3, sendo que o marcador 1 consiste na associação de variâncias ao longo do tempo com estratégias colusivas, e o marcador 3 refere-se ao papel de quebras estruturais ao longo do tempo como resultado de ajustes combinados de preços. Além da referência teórica do trabalho de Green e Porter (1984)⁶⁰, pode ser citado também o trabalho de Harrington e Chen (2006), e, dentro da literatura empírica, podem ser citados entre os trabalhos mais recentes que fundamentam este trabalho: Grout e Sonderegger (2005), Abrantes-Metz et al. (2005), Hanazono e Yang (2007) e Bolotova et al. (2008)⁶¹.

A fim de testar o papel das análises de variância e de mudanças estruturais nas dinâmicas de precificação como meio de diferenciar os comportamentos colusivos, foram aplicados modelos da família Arch e o modelo Markoviano de mudança de regime. No caso

⁶⁰ Ver Marshall et. al. (2008)

⁶¹ Ver Porter (1983), Ellison (1994) e Levenstein e Suslow (2001)

de modelo de variância a estimação foi em *rolling window* (intervalo de 50 períodos), enquanto no modelo de mudança de regime optou-se pela estimação do modelo de correção de erros.

Além desta introdução, este capítulo apresenta na seção 4.2, as metodologias empíricas utilizadas para analisar cartel; na seção 4.3, os principais resultados encontrados para cada setor; e na seção 4.4, as considerações finais do capítulo.

4.2 METODOLOGIA

4.2.1 MODELO DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA

Os testes de variância são baseados nas equações de preços derivadas do modelo de Harrington e Chen (2006), apresentados no capítulo 1 desta tese. Os modelos foram aplicados sequencialmente ao longo do tempo, numa estrutura *rolling window*, considerando 50 semanas, o que permitiu construir séries de parâmetros e sua dinâmica ao longo do tempo. Como apresentado na *Equação 4.1* (derivada da *Equação 2.1*), se o mercado é concorrencial os preços são uma função linear dos custos, desta forma, a variância total do modelo é uma transformação linear da variância dos custos marginais (*Equação 4.2*), assim, se $E(\Delta c_t) = 0$ e $E(\Delta c_t)^2 = \sigma_c^2$:

$$p_{t[n]} = \alpha_{t[n]} + \beta_{t[n]}c_{t[n]} \quad \text{Equação 4.1}$$

onde $t[n]$ é a função *rolling window* limitada ao intervalo $[n, n+50]$, em que n é o período inicial analisado sendo limitada ao conjunto $[1, N-50]$ e N o total de períodos. Transformando a equação *Equação 4.1*:

$$\Delta p_{t[n]} = \beta_{t[n]} \Delta c_{t[n]} \rightarrow \text{Var}(\Delta p_{t[n]}) = \beta_{t[n]}^2 \sigma_{c_{t[n]}}^2 \quad \text{Equação 4.2}$$

Se os preços são formulados por critérios não competitivos, a variância dos custos não representa adequadamente a variância dos preços, pois existe um ruído relacionado às decisões do cartel, o que pode ser representado por uma função linear dos preços passados como apresentado na *Equação 4.3* (derivada da *Equação 2.2*). Assim, se $E(\Delta c_{t[n]}) = 0$,

$E(\Delta c_{t[n]})^2 = \sigma_\varepsilon^2$, $E(\Delta p_{t[n]}) = 0$ e existe um $\eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$ que é uma distribuição de ajustamentos de preço colusivos, representando os ruídos de decisões não concorrenciais na formação de preços, a equação de variação dos preços pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \Delta p_{t[n]} &= \beta_{t[n]} \Delta c_{t[n]} + \gamma_{t[n]} \Delta p_{t[n-1]} \rightarrow \text{Var}(\Delta p_{t[n]}) \\ &= \beta_{t[n]}^2 \sigma_\varepsilon^2 + \gamma_{t[n]}^2 \sigma_\eta^2 + \beta_{t[n]} \gamma_{t[n]} \text{cov}(\sigma_\varepsilon^2, \sigma_\eta^2) \end{aligned} \quad \text{Equação 4.3}$$

Onde $\gamma_{t[n]}$ é o impacto de preços passados nos custos sobre preços e β o impacto de custos sobre preços. A variância total do modelo é modificada de acordo com a variância de decisões passadas e da variância dos custos marginais. Para cada fator exógeno ao modelo de determinação do preço, tem-se uma nova variância do preço, a qual pode ser maior ou menor que a variância concorrencial, dependendo da correlação entre esta e os custos marginais.

No intuito de identificar os aspectos relacionados às variâncias desiguais ao longo do tempo, surgiu a modelagem ARCH⁶² (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) que busca expressar a variância condicional como uma defasagem distribuída do quadro de variações passadas. O modelo pressupõe que as variações não são correlacionadas serialmente, mas a volatilidade depende das variações passadas (MORETTIN, 2008). Para a mensuração da volatilidade serão utilizados os preços semanais, em que R_t representa os resíduos da Equação 4.3 expressos em $R_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$, dessa forma o modelo ARCH pode ser definido pela seguinte expressão:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2 \quad \text{Equação 4.4}$$

onde ε_t é normalmente distribuído com variância constante e média igual a zero.

Existem diversas contribuições e diversificação as metodologias de análise de variância⁶³. Neste trabalho, alguns dos principais modelos Arch foram testados individualmente⁶⁴. Os modelos mas simples foram os que mostraram maiores valores para o *likelihood* em relação aos demais modelos. Contudo, optou-se por um modelo com componente assimétrico com baixo custo computacional derivado da probabilidade de convergência na função de maximização *likelihood*, sendo portanto, escolhido o modelo

⁶² O Anexo 4 apresenta os modelos.

⁶³ Ver Judge *et al.*, (1985), Nelson (1991), Bollerslev (1992, 1994), Glosten, Jagannathane Runkle (1993), Ding (1993), Zakoian (1994) e Hamilton (1994).

⁶⁴ O Apêndice 3 apresenta os modelos testados.

Aarch⁶⁵ (*Asymmetric Arch*) por sua simplicidade computacional. O modelo Aarch⁶⁶ foi estimado em conjunto com componente GARCH⁶⁷ (*Generalized Arch*), dentro de uma equação ARIMA(1,1,0) com as variáveis do modelo em logaritmos, como proposto na *Equação 4.3*.

Os modelos listados aqui têm o intuito de expor a dinâmica da variação dos preços a fim de identificar comportamentos não concorrenciais. Tendo esse objetivo em vista, os modelos adotados neste trabalho tomam como base um insight dos jogos repetidos de cartel, em que os agentes têm informação suficiente para identificar quebras de acordo e praticar a punição correspondente. Assim, as informações entre os agentes não são muito defasadas. Sob este pressuposto, justifica-se o uso de poucas defasagens de períodos nos modelos estimados, pois os agentes têm rápida reação aos seus concorrentes.

4.2.2 MODELO DE MUDANÇA DE REGIME

Na presença de cartel, é natural que haja mudanças estruturais no transcorrer da série de preços, devido aos diferentes estados de precificação impostos ao mercado. Como visto, se o mercado é concorrencial os preços devem relativamente acompanhar mudanças em seus custos e ter uma maior variância relativa referente às condições de competição no mercado, por exemplo. Por outro lado, em um mercado colusivo, preços tendem a ter períodos em que não acompanham os custos, apresentando variância relativamente menor em relação ao concorrencial. Contudo, períodos de guerra de preços podem levar a ausência de relação entre custos e preços e um aumento significativo na variância. Para cada uma destas possíveis estruturas de precificação, tem-se um regime diferente na dinâmica da variável, o que interfere nas adequações dos modelos e consequentes estatísticas de análise (Green e Porter, 1984).

Baseados nestas hipóteses, Green e Porter (1984) propuseram um modelo para dinâmica de preços derivadas de comportamento colusivo que permitiam compreender tanto a presença de quebras estruturais, quanto mudança de regime ao longo de uma série de preços. Particularmente, segundo os autores, estas alterações nas dinâmicas das séries de preço,

⁶⁵ O modelo é similar à inclusão simultânea ao modelo de um termo Arch e um termo Tarch (vide Anexo 4. Modelagem ARCH)

⁶⁶ O algoritmo a ser utilizado é BHHH (Berndt *et al.*, 1974), com limite de 60 iterações com valor de convergência de 0,0001. A utilização deste algoritmo é sugerida por Bollerslev (1986) para estruturas do tipo ARCH, por critérios de eficiência e convergência.

⁶⁷ Ver Bollerslev (1986).

quando não explicadas por choques de custo, mostram mudanças de comportamento das firmas, podendo ser o estabelecimento, a extinção do cartel ou a aplicação de medidas punitivas para manter o cartel estável. Para analisar a proposição de Green e Porter (1984), dois grupos de metodologias podem ser relativamente importantes, os testes de quebra estrutural e os modelos de mudança de regime. Os testes de quebra estrutural são relativamente simples e suas modelagens podem captar quebras estruturais em nível, tendência, regime e variância. A literatura sobre estes testes de quebra estrutural é madura e já se tem um conhecimento adequado de sua eficiência⁶⁸.

Os modelos de mudança de regime (RSM – *Regime Swithing Model*), relativamente mais recentes, são uma alternativa de estimação quando não há uma clara definição de estabilidade dos parâmetros ao longo de uma série de dados. Nestes modelos, é possível captar mudanças relativas nos parâmetros, na constante e na variância exógena⁶⁹ (a informação da mudança deve ser inserida no modelo) ou endogenamente⁷⁰ (a informação da quebra é fornecida pelo modelo). É claro que no caso de cartel não se tem um informação clara de onde eles começam ou terminam, com exceção dos cartéis conhecidos. Por isso, as metodologias endógenas de mudanças estruturais são uma melhor alternativa em termos de identificação para aplicação em cartéis, pois permitem partir da hipótese de que o cartel é desconhecido e subsequentemente indicar períodos de sua existência e funcionamento.

Um dos modelos capazes de tratar endogenamente mudança de regime são os modelos markovianos⁷¹ (MRS, *Markov Regime Switching*). No MRS os parâmetros e intervalos de tempo são definidos endogenamente sem a necessidade de inserir maiores informações ao modelo. Esta estrutura garante certa flexibilidade no seu uso, pois mesmo desconhecida a existência do cartel, modelos competitivos e concorrenciais podem ser testados endogenamente e a própria estrutura de estimação mostra as probabilidades de uma ou outra estrutura ser verdadeira para cada período. Os demais modelos de mudança estrutural (*switching regression*, *threshold autoregressive TAR*, *self-exciting threshold autoregressive SETAR*, *smooth transition autoregressive STAR*) dependem ou de informação externa ou de alguma variável endógena do modelo transformada ou defasada *ex-ant*. No Anexo 5 está um resumo da MRS proposto em Hamilton (2005).

⁶⁸ Ver Chu *et al.*, (1996).

⁶⁹ Ver Chow (1960).

⁷⁰ Ver Hamilton (1989).

⁷¹ Os modelos Markovianos são baseados em processos sem memória, i.e., um caso particular de processo estocástico em que apenas o valor no período t pode influenciar $t+1$, não tendo implicações ao modelo $t-1, \dots, t-n$. Pelo processo markoviano passado e futuro são independentes sobre o estado atual do sistema.

Para análise de preço, a *Equação 2.1* representa a relação competitiva entre preço e custo, contudo, os problemas de estacionariedade das séries de preço (I(1) pelo teste de Raiz Unitária⁷²) levou a necessidade de correções quanto às estimações. Neste caso, optou-se pelos modelos de correção de erros em conjunto com a estimação MRS. Assim, as estimações se deram em duas etapas, na qual a primeira é a equação em nível (representada pela *Equação 2.1*), sendo que os resíduos desta equação são utilizados na segunda etapa, que consiste em um vetor de correção de erros estimados por MRS⁷³, conforme *Equação 4.5* (derivada da *Equação 2.2*).

$$\begin{aligned} \text{Estado 1: } \Delta p_t &= \rho_1 \mu_{t-1} + \varphi_1 \Delta c_{t-1} + \lambda_1 \Delta p_{t-1} + \varepsilon_1 \\ \text{Estado 2: } \Delta p_t &= \rho_2 \mu_{t-1} + \varphi_2 \Delta c_{t-1} + \lambda_2 \Delta p_{t-1} + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad \text{Equação 4.5}$$

Onde $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i^2)$, μ_{t-1} é o vetor de correção de erros e ρ_i , φ_i e λ_i são os parâmetros a serem estimados.

Duas restrições são feitas ao modelo: primeiro, apenas dois estados serão considerados, pois, mesmo havendo a possibilidade de um terceiro estado, como guerra de preços, considerar mais estados aumenta o custo computacional e reduz o poder estatístico do modelo sem configurar ganhos em seus resultados. A segunda restrição foi no número de interações do algoritmo EM⁷⁴, limitadas em 60, para reduzir o tempo sem perda significativa de eficiência.

Para cada estado existe um conjunto de parâmetros e distribuições que se adequam melhor a cada período, quando a mudança de comportamento na série é em nível, em tendência e variação estimadas endogenamente. O estimador permite uma generalização do modelo que englobe períodos competitivos e colusivos, e, pela quantidade de estados definidos previamente, são construídas estimações para os diferentes estados e estes testados. A própria estrutura de estimação permite tanto identificar as equações de determinação de preços dos agentes, como testar para quais períodos estes comportamentos foram consistentes com cada estado. Para mercados não concorrenciais, espera-se a distinção forte de dois estados em relação aos parâmetros e variância; para mercados concorrenciais, o resultado esperado é de baixa diferenciação entre mais de um estado, seja pela significância dos parâmetros ou pela baixa probabilidade de um determinado estado. A fim de se diferenciar o

⁷² O Apêndice 1 apresenta os Zt do teste DF-GLS.

⁷³ Ver Hall *et al.*, (1997) e Psaradakis *et al.*, (2004).

⁷⁴ Ver Hamilton (1990).

comportamento colusivo, é preciso a definição de resultados esperados para o mercado concorrencial. A partir de preços simulados no varejo, em conjunto com os dados de preço do mercado da cidade de São Paulo, foram construídos parâmetros que servem de base de comparação com os demais mercados. Os dados utilizados nas estimações e as simulações são os mesmos do capítulo 3 e sua fonte e natureza estão descritas na seção 3.2.2.

4.3 RESULTADOS

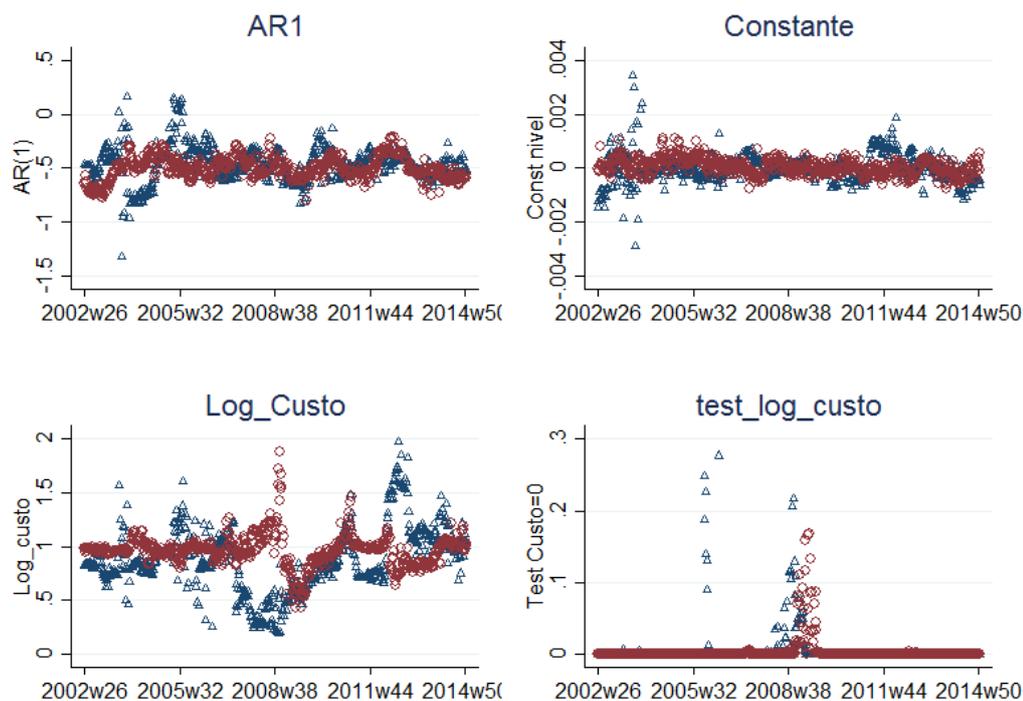
4.3.1 RESULTADOS DO MODELO DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA

Em vista da necessidade de se entender as diferenças do mercado concorrencial para os demais mercados, os gráficos dos resultados desta seção, são apresentados em conjunto com os resultados obtidos das simulações do mercado concorrencial, marcados por círculos vermelhos, em diferença aos resultados dos municípios analisados, marcados com triângulos azuis. Resultados complementares são apresentados no Apêndice 3.

Os resultados da equação de preços estimada pelo modelo ARIMA para São Paulo/SP, foram muito próximos em relação às dispersões dos valores dos parâmetros estimados para o mercado concorrencial simulado (Gráfico 4.1). A constante, próxima de zero em ambos os resultados, o parâmetro AR(1), em torno de -0,5, e o parâmetro de custo, em torno de 1, mostraram ser o mercado de São Paulo aderente com o mercado concorrencial simulado.

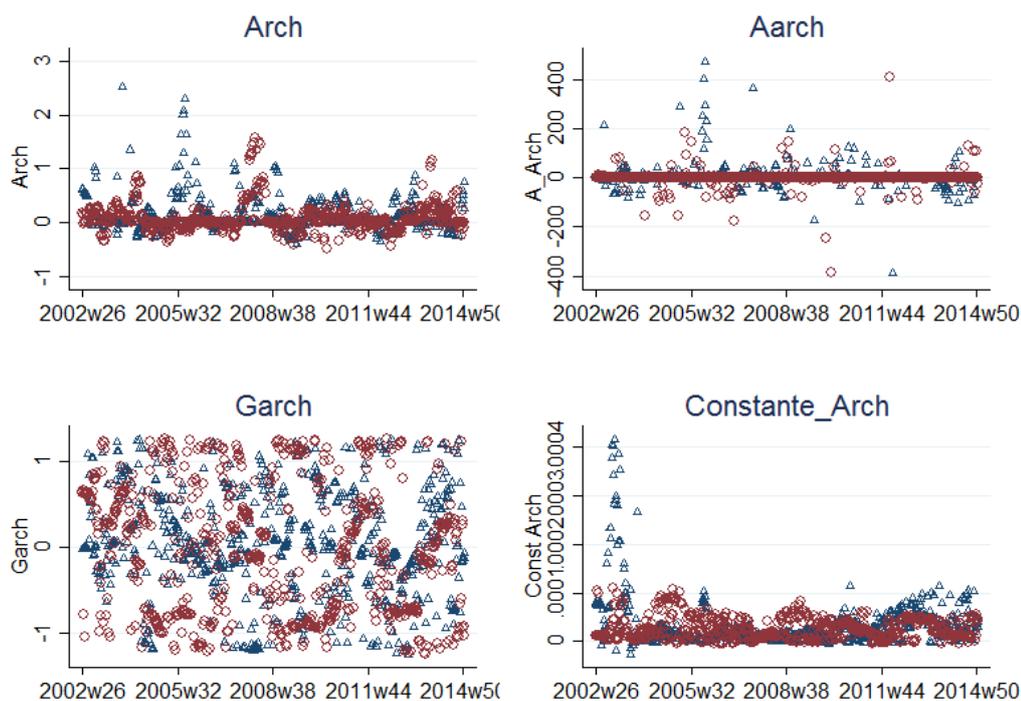
Os resultados para São Paulo em comparação ao mercado concorrencial, também foram similares para a análise de variância de preços. Os Parâmetros Arch, Aarch e a constante apresentaram dispersões próximas, apesar de algumas diferenças no período analisado, como pode ser visto no Gráfico 4.2. Estes resultados são uma aproximação do que esperar quando o mercado é concorrencial, em contrapartida dos demais mercados que são cartéis já investigados pelo CADE.

Gráfico 4.1. Resultados da equação de preços para São Paulo e o mercado concorrencial



Fonte: Elaboração própria

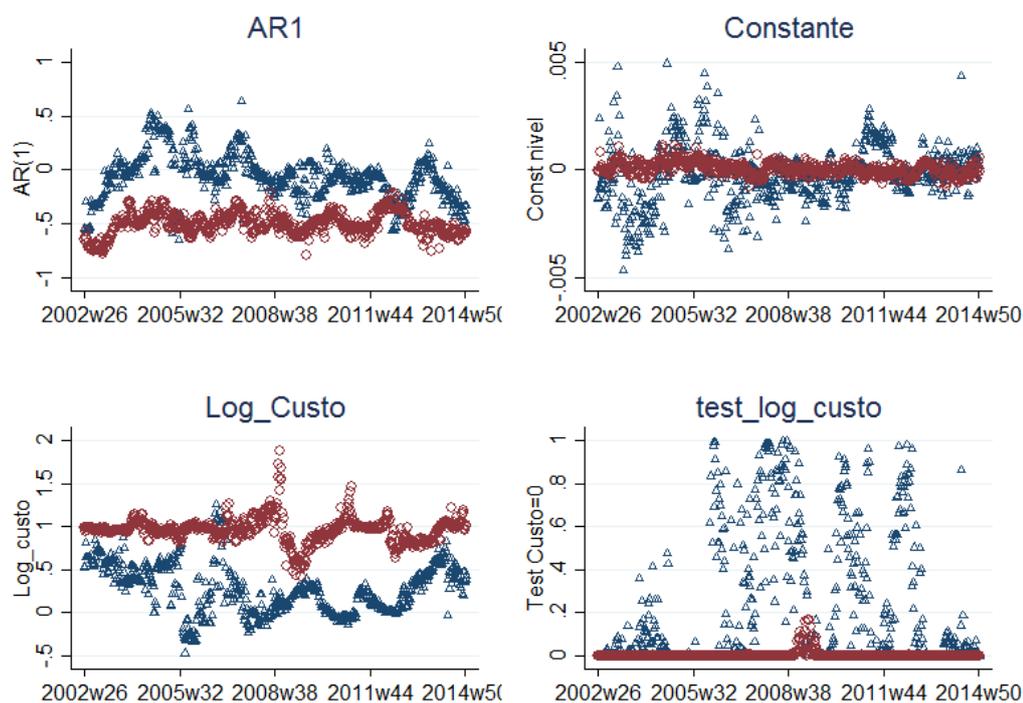
Gráfico 4.2. Resultados do Modelo Aarch para São Paulo e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Bauru/SP não houve grandes diferenças para os componentes Arch, apenas um choque na constante da assimetria⁷⁵. Somente os resultados para a equação de preços, estimadas pelo modelo ARIMA, foram relativamente diferentes, sendo que o componente AR(1) e o papel dos custos foram relativamente fracos ao longo do tempo⁷⁶, enquanto a constante obteve uma maior dispersão dos valores (Gráfico 4.3). Estes resultados sugerem uma menor dependência dos preços a custos e preços passados, e ajustamento de preços inexplicáveis pelas dependentes o que aumenta a variância total da série. Os resultados diferem significativamente do mercado simulado mostrando o papel do cartel na formação de preços.

Gráfico 4.3. Resultados da equação de preços para Bauru e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

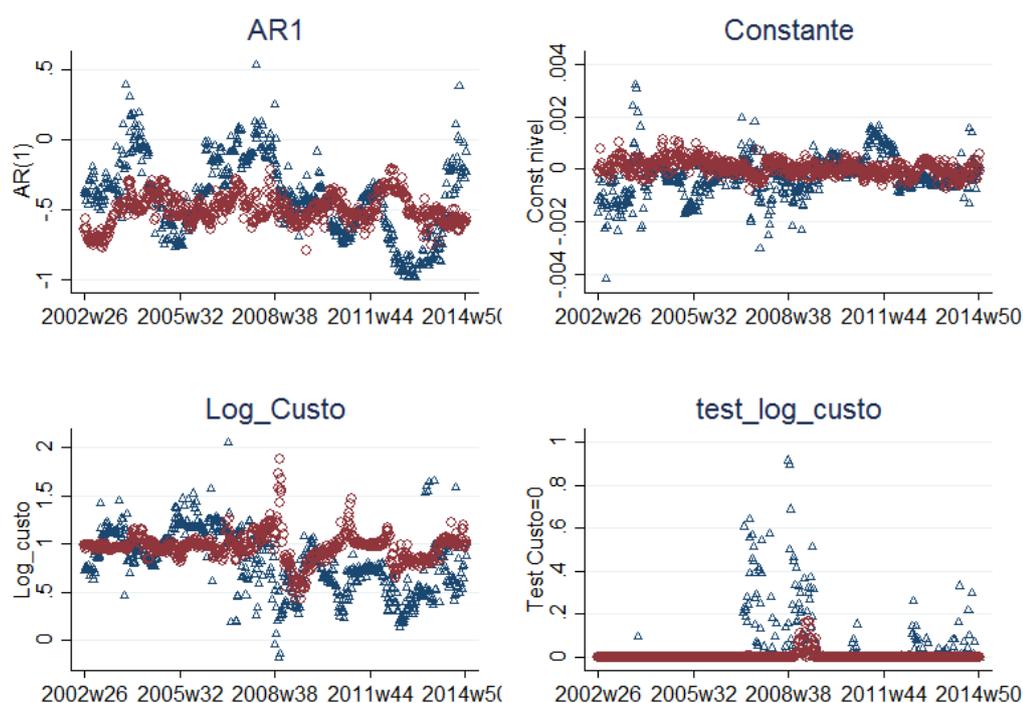
Os resultados da equação ARIMA para Belo Horizonte/MG apresentaram uma ligeira diferença aos do mercado concorrencial para os componentes AR(1) e de custo nos componentes da equação de preços entre 2002 e 2003, entre 2007 e 2008 e em 2013, como apresentado no Gráfico 4.4. (apesar da diferença não ter assumido proporções como de Bauru, com as estatísticas do teste de custo próximas de 0 a maior parte do tempo). Também houve

⁷⁵ Gráficos omitidos nesta seção são apresentados no **Apêndice 3**.

⁷⁶ Foi feito o teste F para indicar a significância da variável.

diferenças significativas para os componentes Arch e a constante Arch nos resultados para a cidade. Os componentes de variância apresentaram significativos choques entre 2002 e 2008, distanciando relativamente do mercado concorrencial (Gráfico 4.5). O primeiro choque na variância, entre 2002 e 2003, aconteceu no período de julgamento do caso por cartel o segundo choque, entre 2007 e 2008, fora do período de julgamento por cartel, sugere uma mudança de paradigma no ajustamento de preços, podendo ser efeito do comportamento colusivo.

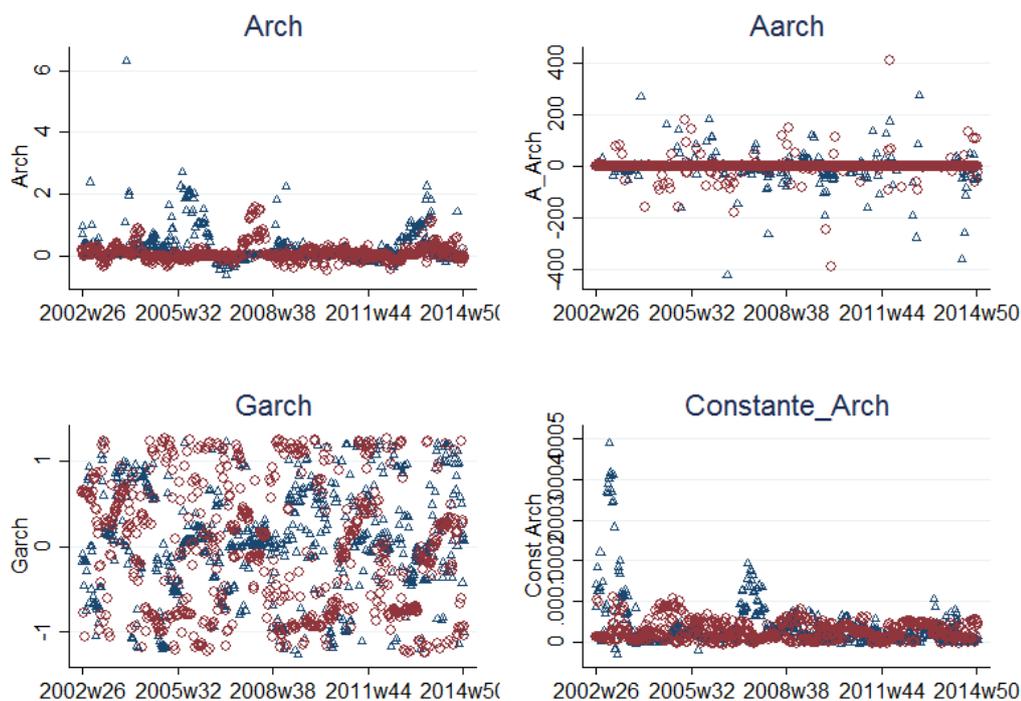
Gráfico 4.4. Resultados da equação de preços para Belo Horizonte e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

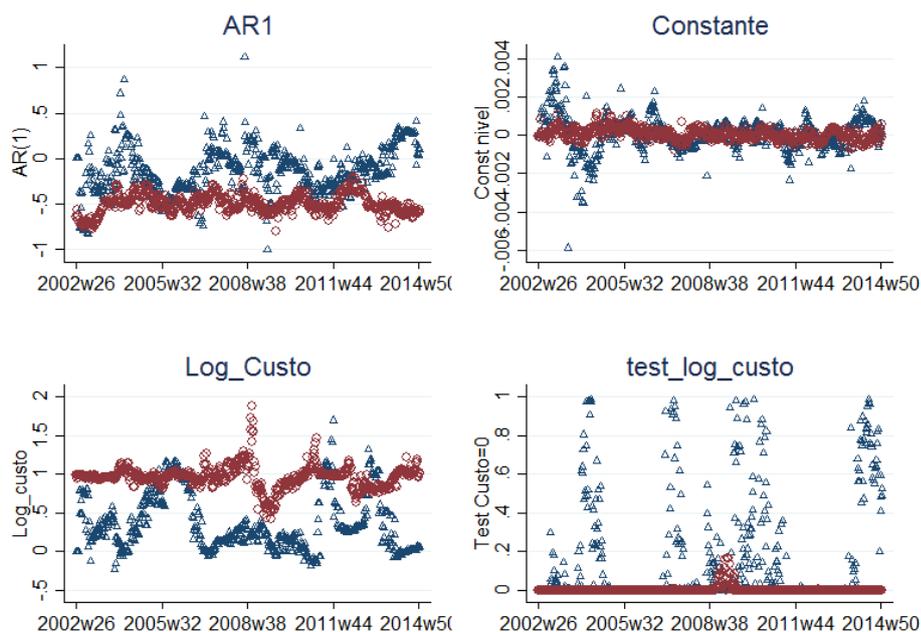
Para a cidade de Blumenau/SC não houve grandes diferenças para os componentes Arch e apenas os resultados do modelo ARIMA foram relativamente diferentes. O componente AR(1) e o papel dos custos foram relativamente fracos ao longo do tempo, enquanto a constante obteve uma maior dispersão dos valores (Gráfico 4.6). Os impactos de custos foram relativamente menos importantes em 2004, 2008, 2010-2011 e 2014, sugerindo uma fraca dependência dos preços a custos. Os resultados diferem significativamente do mercado simulado, mostrando o papel do cartel na formação de preços.

Gráfico 4.5. Resultados do Modelo Aarch para Belo Horizonte e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.6. Resultados da equação de preços para Blumenau e o mercado simulado

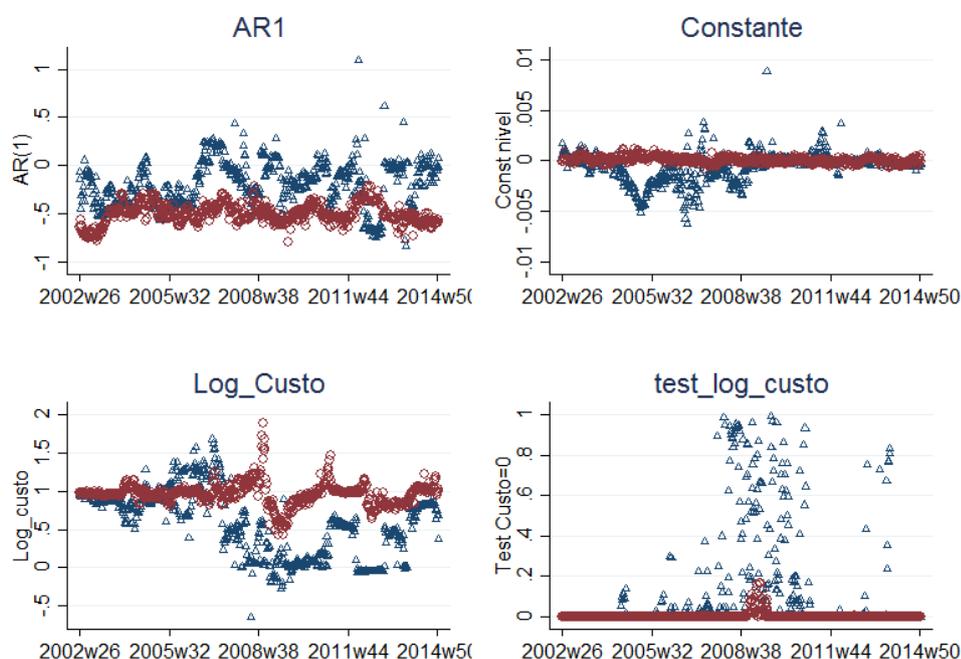


Fonte: Elaboração própria

Os resultados a cidade de Brasília/DF também foram relativamente diferentes ao mercado simulado principalmente no período pós 2007, na equação de preços. A grande diferença foi que houve um aumento dos choques nos componentes AR(1) e custos passados

após este período (Gráfico 4.7), sugerindo um distanciamento do esperado para o mercado competitivo, posterior ao julgamento por cartel que se perpetuou principalmente até 2013. Houve também diferenças significativas para os componentes Arch e a constante Arch. Os componentes de variância apresentaram significativos choques entre 2004 e 2008, sugerindo a existência de distanciamento do mercado competitivo neste período (Gráfico 4.8). O primeiro choque na variância, em 2004, acontece no período de julgamento do caso por cartel, enquanto os demais não incorporam a análise do caso. Os resultados sugerem uma mudança de paradigma no ajustamento de preços que podem ser associados a efeitos do comportamento colusivo.

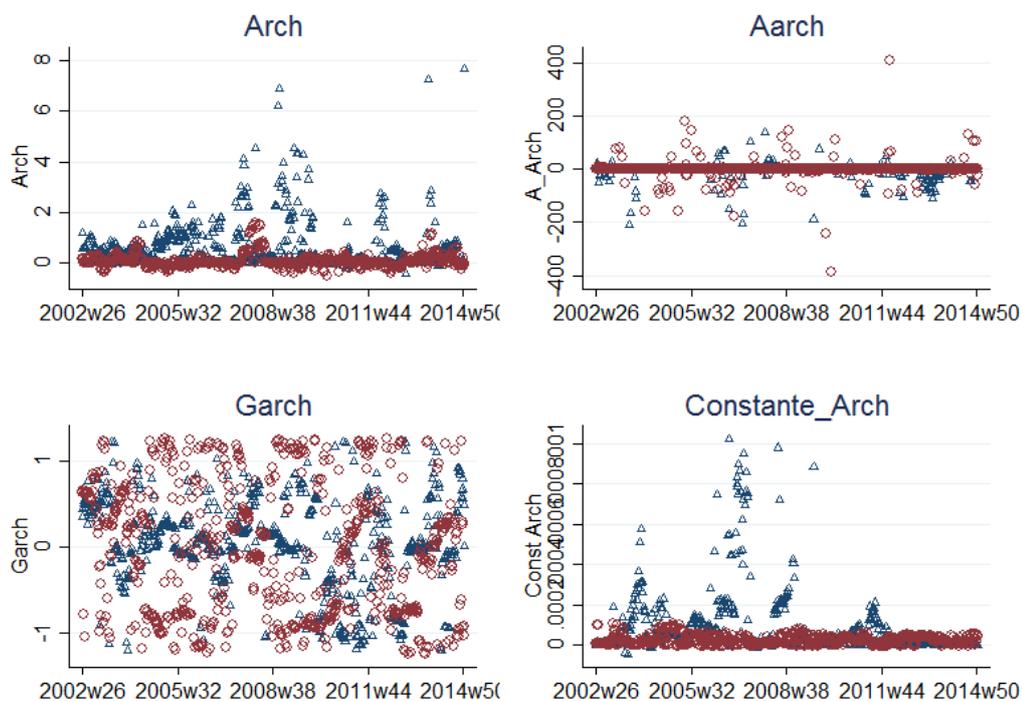
Gráfico 4.7. Resultados da equação de preços para Brasília e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

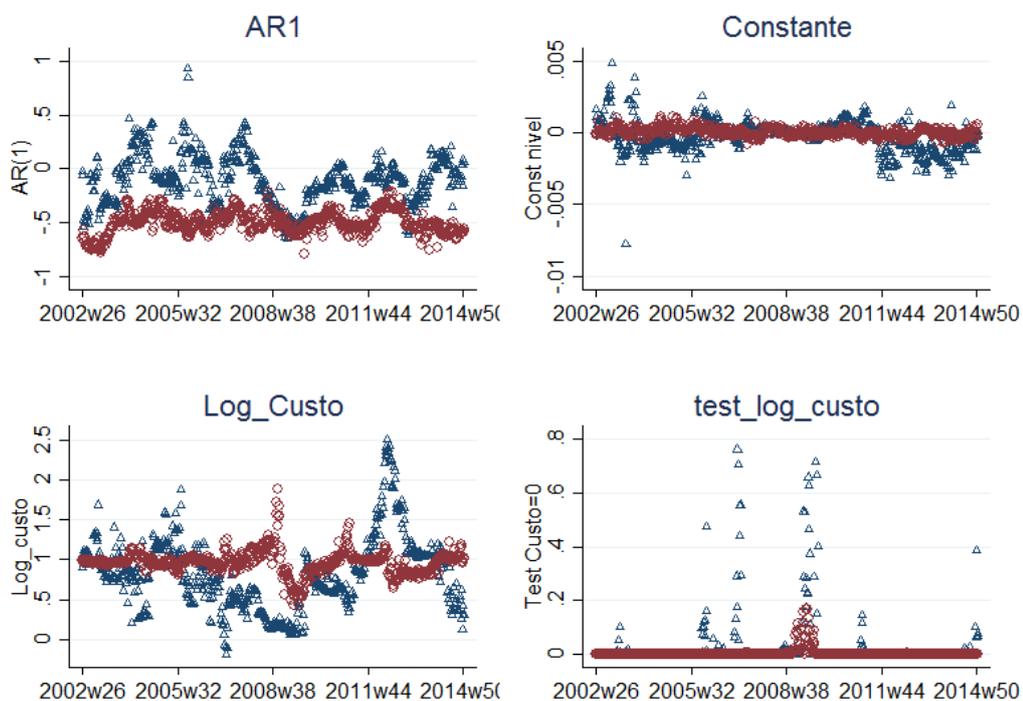
Os resultados do modelo ARIMA para Campinas foram de choques nos parâmetros da equação principalmente entre 2002 e 2007 e 2012 e 2013, sendo relativamente diferentes do mercado simulado nestes momentos. A dinâmica de choques nos componentes AR(1) e nos custos passados em alguns períodos (Gráfico 4.9) sugere um distanciamento do comportamento concorrencial posterior ao julgamento por cartel, principalmente em 2012. O custo, no entanto, permaneceu importante para definir preço em quase todo período, sugerindo que as firmas são limitadas a definir preços de acordo com ajustes de custos.

Gráfico 4.8. Resultados do Modelo Aarch para Brasília e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

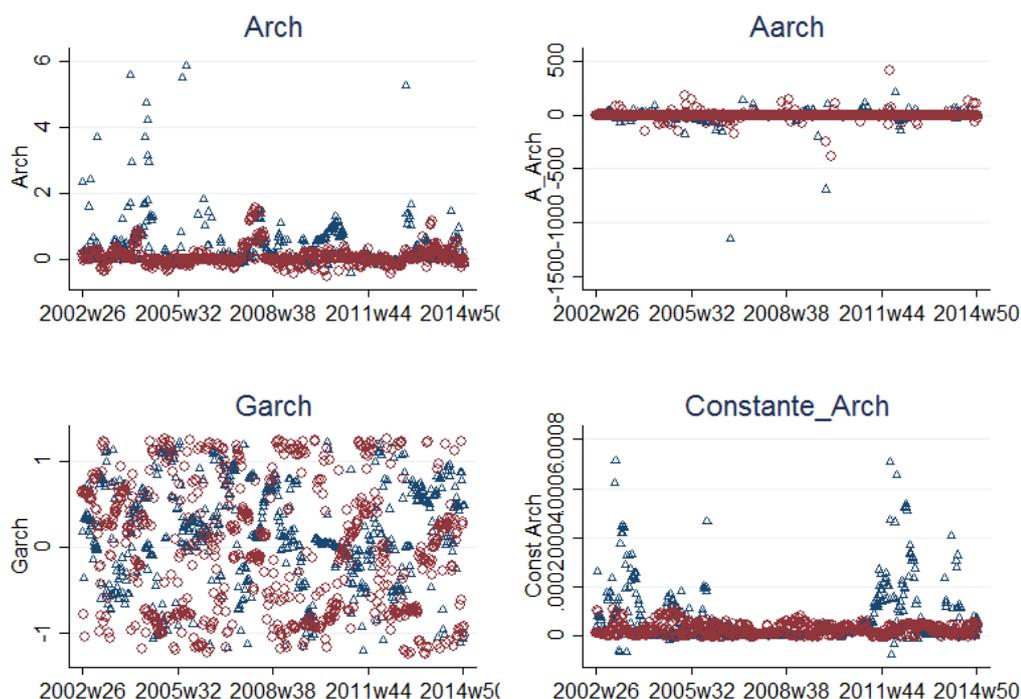
Gráfico 4.9. Resultados da equação de preços para Campinas e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Houve diferenças para Campinas também em relação aos componentes Arch. Os componentes de variância apresentaram significativos choques nos anos 2002-2003 e 2012, sugerindo a existência de conluio neste período (Gráfico 4.10). O primeiro choque na variância, em 2002-2003, aconteceu no período de investigação do caso por cartel cujo julgamento foi em 2007. Os resultados sugerem uma mudança de paradigma no ajustamento de preços em 2004 que podem ser associados ao fim do comportamento colusivo, enquanto em 2012 o distanciamento do comportamento competitivo pode estar relacionado com a tentativa de restabelecer cartel.

Gráfico 4.10. Resultados do Modelo Aarch para Campinas e o mercado simulado

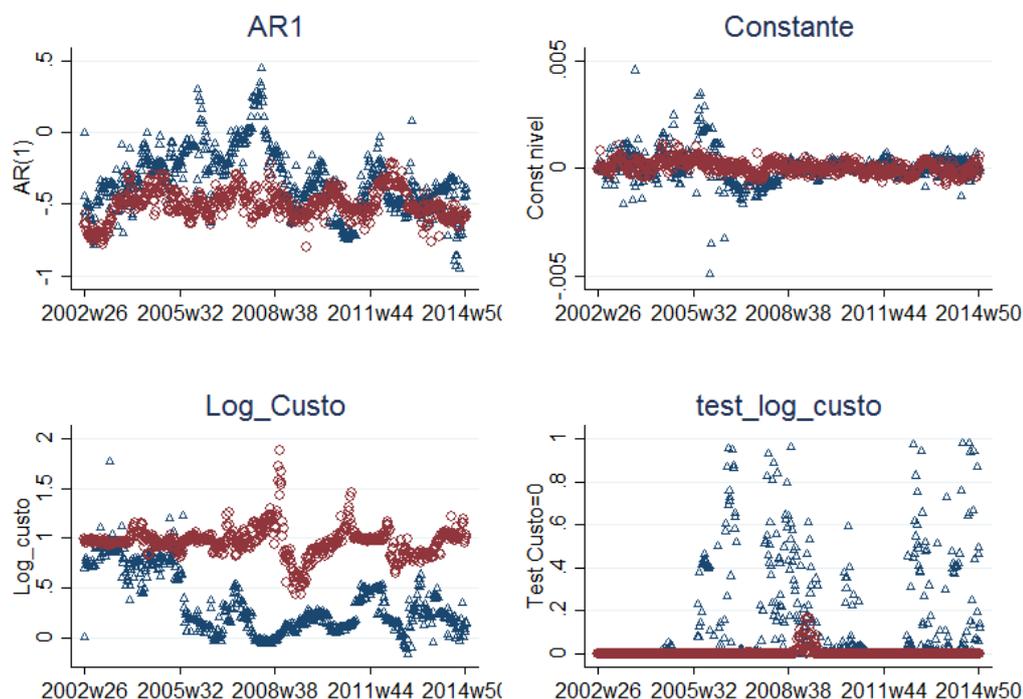


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Caxias do Sul/RS não houve diferenças significativas para os componentes da variância em relação ao mercado simulado. Os resultados do modelo ARIMA, no entanto, foram relativamente diferentes principalmente no período pós 2004, com a redução do peso dos custos na formação de preços após este período (Gráfico 4.11). Como o processo por cartel iniciou-se em 2004 e foi julgado em 2013, o período de diferenciação converge exatamente com o período de investigação por cartel. Os resultados não sugerem o fim do cartel após o julgamento, pois permanece o distanciamento do padrão concorrencial

esperado para os parâmetros. Em especial, o custo foi pouco relevante para explicar preços especialmente a partir de 2005.

Gráfico 4.11. Resultados da equação de preços para Caxias do Sul e o mercado simulado

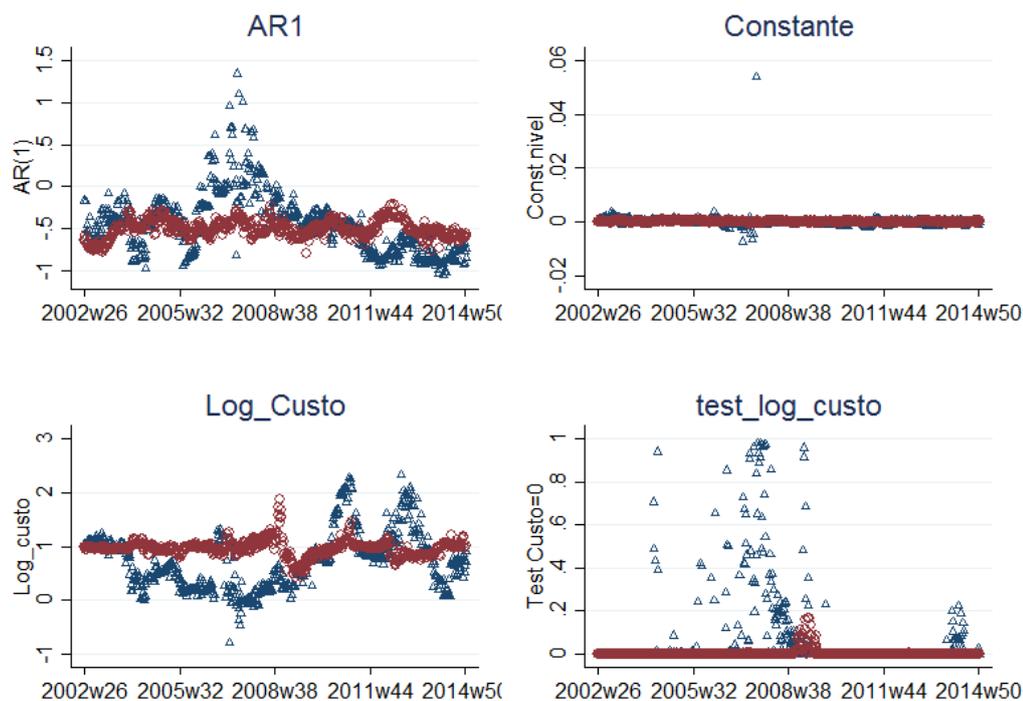


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Florianópolis houve diferenças apenas para a constante Arch, especialmente no final da série. Nos resultados do modelo ARIMA houve diferenças principalmente entre 2004 e 2009 (Gráfico 4.12). Considerando que os postos da cidade foram condenados em 2002, os resultados sugerem a permanência do distanciamento do padrão competitivo em todo período. Em especial os parâmetros de custo foram irrelevantes para explicar preços em vários períodos, sugerindo a permanência do cartel.

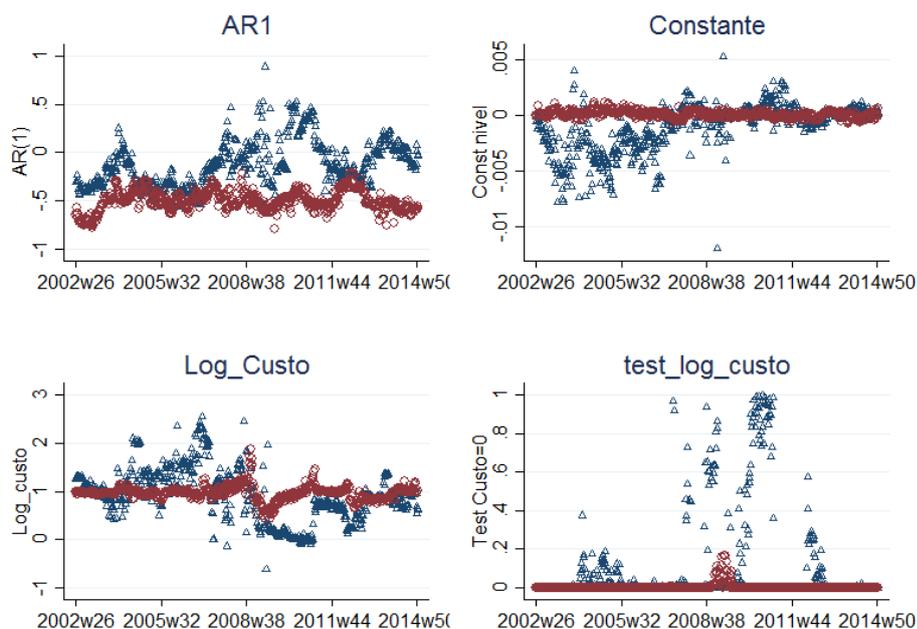
Para a cidade de Goiânia/GO houve diferenças para os componentes Arch e a constante Arch principalmente no início da série analisada, próximo ao período de julgamento por cartel em 2002, se estendendo até 2007. Os resultados do modelo ARIMA para Goiânia também foram relativamente diferentes ao mercado simulado, principalmente no período entre 2009 e 2012, sugerindo um distanciamento do padrão competitivo pós-condenação (Gráfico 4.13).

Gráfico 4.12. Resultados da equação de preços para Florianópolis e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.13. Resultados da equação de preços para Goiânia e o mercado simulado.

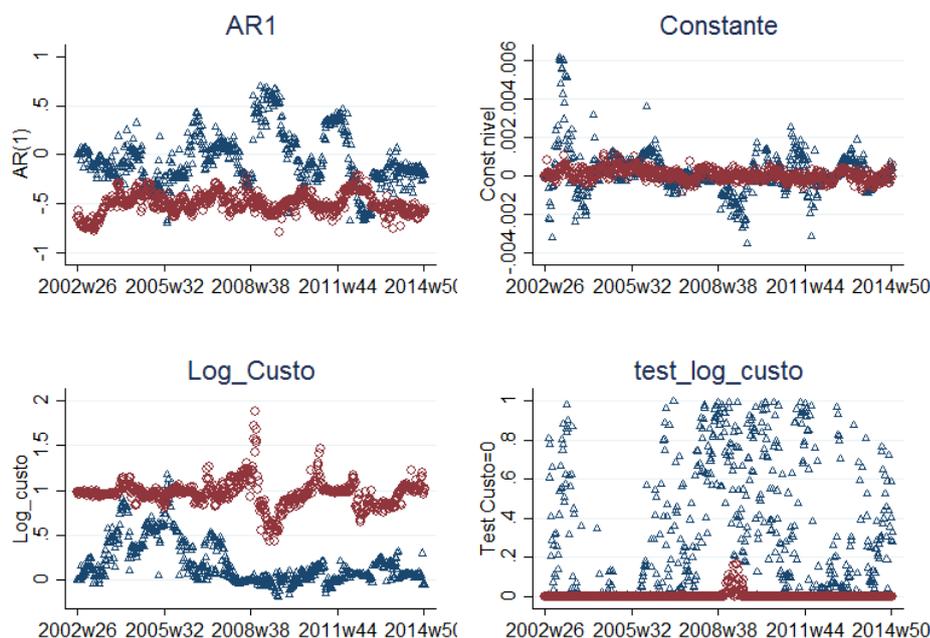


Fonte: Elaboração própria

Os resultados da cidade de Lages/SC, também apresentaram choques nos componentes Arch e a constante Arch, principalmente no início da série analisada, próximo

ao período de julgamento por cartel em 2003. Por outro lado, os parâmetros da equação de preços foram diferenciados do mercado simulado em quase todo período. A falta de significância especialmente do componente de custo no ajustamento de preços mostra ser este um mercado distante do mercado competitivo (Gráfico 4.14).

Gráfico 4.14. Resultados da equação de preços para Lages e o mercado simulado

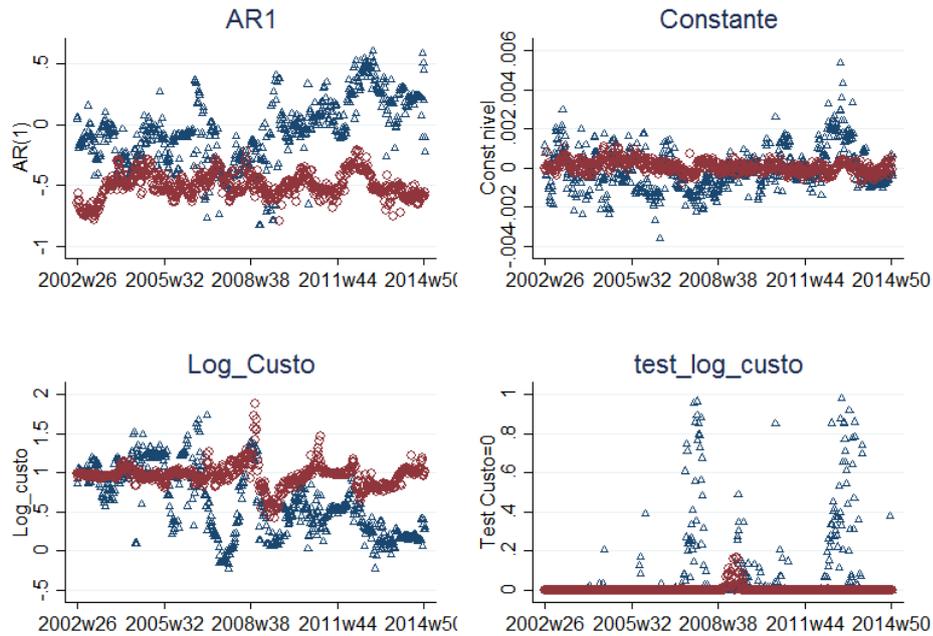


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Londrina/PR, houve diferenças significativas para os componentes Arch e a constante Arch em alguns períodos, apesar de não predominantes em toda série. Os resultados são similares aos encontrados na equação de preços, principalmente com a redução do impacto do custo ao longo do tempo na formação de preços (Gráfico 4.15). Os resultados indicam um distanciamento do padrão competitivo, possivelmente associado à formação de cartel condenado em 2013 pelo CADE (2015).

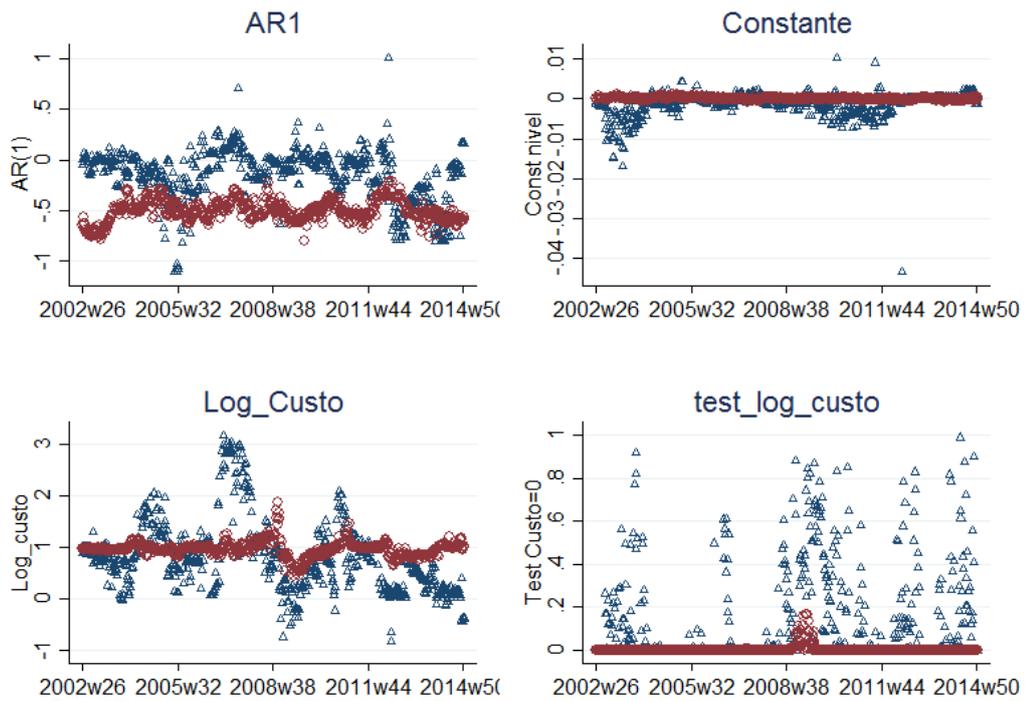
Para a cidade de Manaus/AM houve diferenças significativas para a constante Arch, especialmente em 2003 e 2011 a 2013, em relação ao esperado para o mercado concorrencial. Os resultados do modelo ARIMA também foram relativamente diferenciados do concorrencial ao longo de toda série. Como os postos de Manaus condenados por cartel em 2013, os resultados são a representação do comportamento colusivo dos agentes, no período de vigência do cartel. Especialmente, a ausência de relação entre custos e preços, distingui o comportamento deste mercado ao esperado para um mercado concorrencial (Gráfico 4.16).

Gráfico 4.15. Resultados da equação de preços para Londrina e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

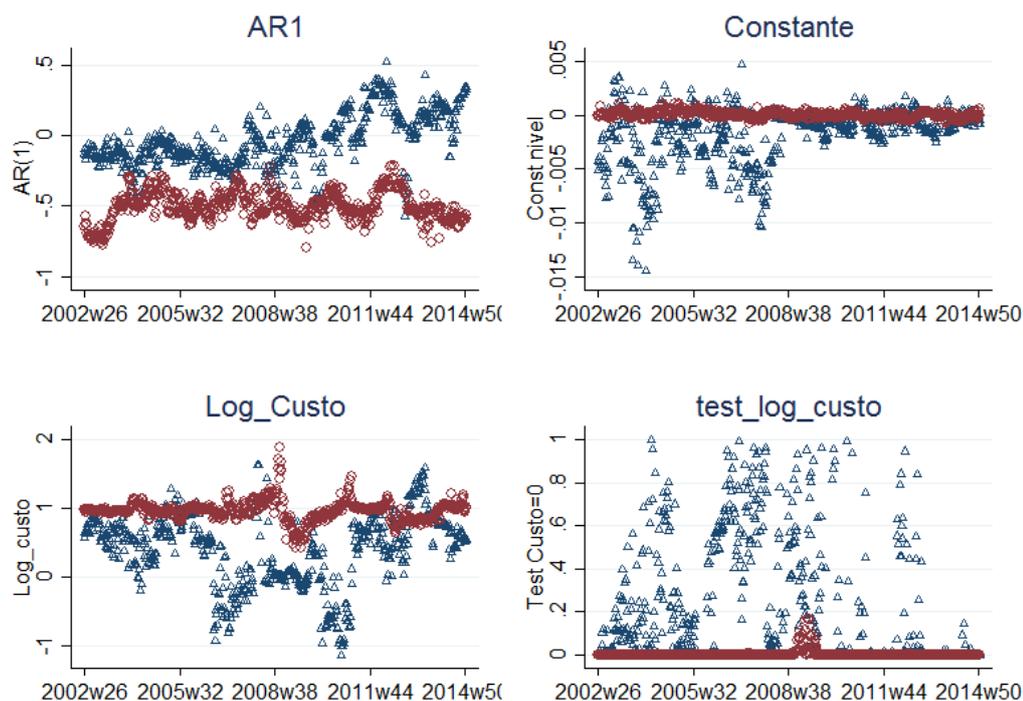
Gráfico 4.16. Resultados da equação de preços para Manaus e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Recife/PE, houve diferenças apenas para constante Arch nos primeiros períodos em relação ao mercado simulado. Os resultados dos parâmetros do modelo ARIMA, no entanto, foram significativamente distintos para toda a série. A existência e persistência de choques na constante, a inversão do sinal do componente AR(1) e os períodos com fraca relação entre custos e preços finais sugerem ser este um mercado potencialmente colusivo (Gráfico 4.17). Considerando que os postos de Recife foram julgados por cartel em 2004, parece que as sanções sobre as firmas não geraram mudança de comportamento, sugerindo a permanência do cartel para além do período analisado.

Gráfico 4.17. Resultados da equação de preços para Recife e o mercado simulado

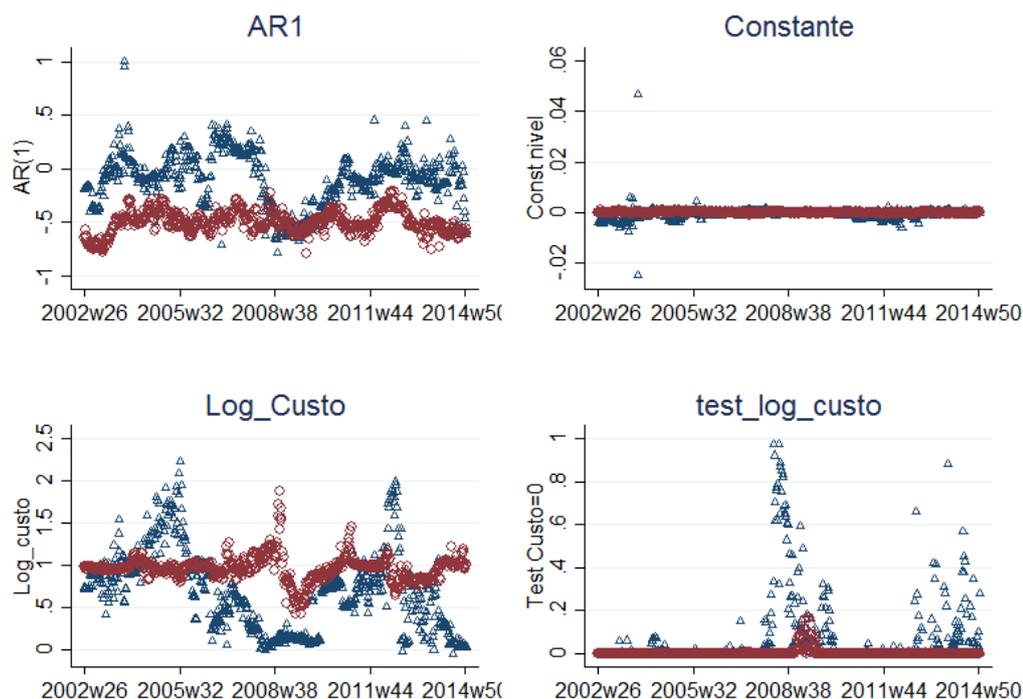


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Ribeirão Preto/SP, os resultados da equação de preços foram relativamente diferentes ao mercado simulado na maior parte do período analisado. Tanto o resultado do componente AR(1), com frequentes inversões de sinais ao longo do tempo, quanto custos, que perdem relevância na formação principalmente entre 2007-2010 (Gráfico 4.18), não indicam ser este um mercado competitivo (apesar do processo administrativo contra cartel nos postos da cidade ter sido arquivado em 2009). Os resultados sugerem que o cartel pode ter existido e permaneceu após o arquivamento do processo. Estas constatações são também confirmadas significativas diferenças dos componentes Arch e a constante Arch.

Os componentes de variância apresentaram significativos choques entre 2002-2004, 2012-2014, com distanciamento significativo do esperado para o mercado concorrencial (Gráfico 4.19). O primeiro choque na variância, em 2002-2004, acontece na abertura do processo por cartel, enquanto o segundo choque ocorre após o julgamento.

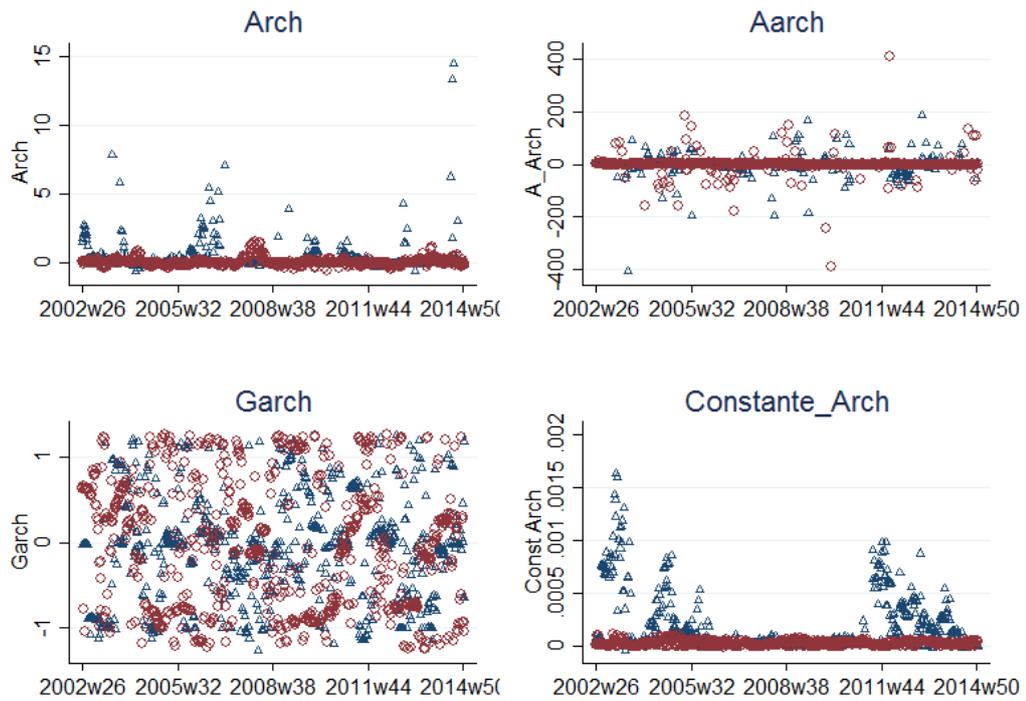
Gráfico 4.18. Resultados da equação de preços para Ribeirão Preto e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

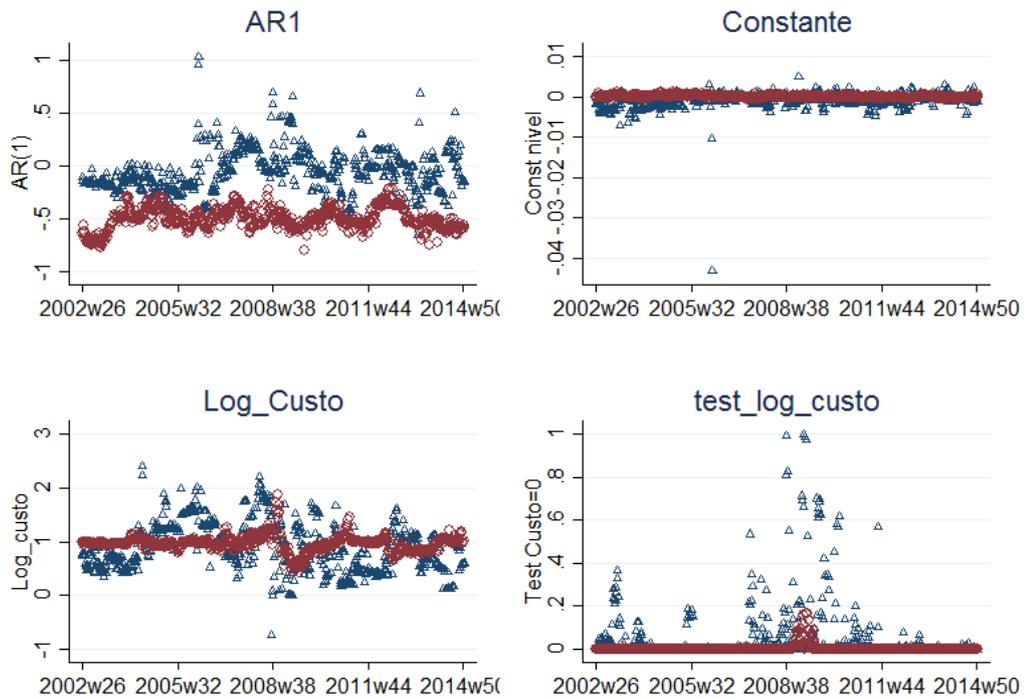
Os processos administrativos instaurados contra cartel nos postos de Salvador/BA e de Blumenau/SC, foram os únicos arquivados por falta de provas, diferentemente dos demais casos de arquivamentos, que ocorreram por prescrição. Cabe ressaltar, que houve indicações do CADE que o cartel realmente existiu, mesmo com a alegação de falta de provas pelo judiciário. E, analisando os resultados do modelo, parece ser correta a decisão do CADE em levar o processo a julgamento. Primeiro porque, os resultados dos parâmetros do modelo ARIMA, tiveram frequentes inversões do sinal do componente AR(1) e associados à redução do papel dos custos na formação de preços especialmente entre 2007 e 2012 (Gráfico 4.20). Enquanto os resultados dos componentes de variância Arch e a constante Arch foram significativamente diferentes dos resultados esperados para um mercado concorrencial (Gráfico 4.21). Assim, os resultados sugerem a existência do cartel ao longo de quase toda série analisada.

Gráfico 4.19. Resultados do Modelo Aarch para Ribeirão Preto e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

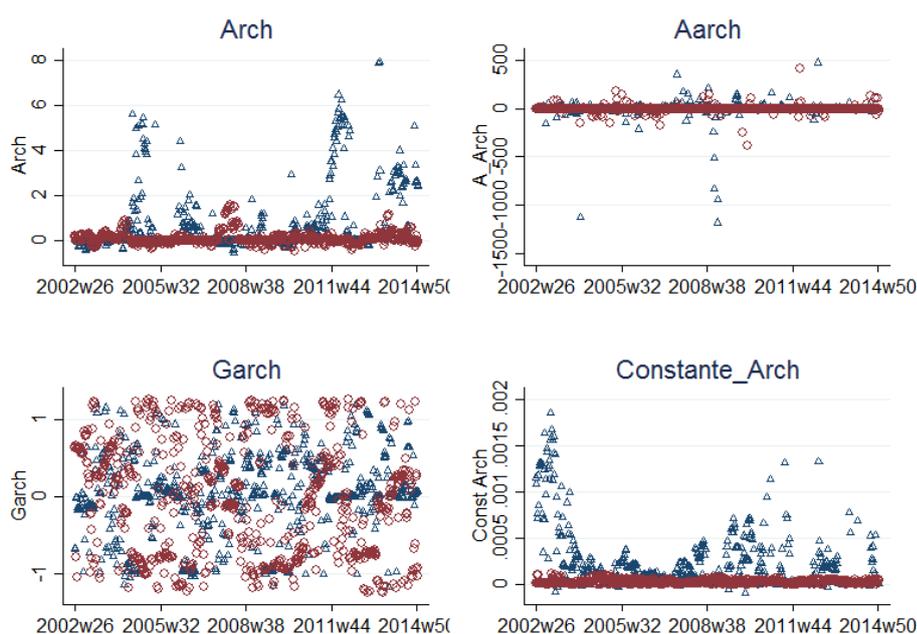
Gráfico 4.20. Resultados da equação de preços para Salvador e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Santa Maria/RS houve diferenças significativas apenas para a constante Arch na análise da variância. Os resultados do modelo ARIMA, por outro lado, mostraram comportamentos relativamente diferentes ao mercado simulado ao longo de toda a série em especial após 2008, com a ausência de significância dos custos na formação de preços (Gráfico 4.22). Estes resultados sugerem a existência de cartel durante o período analisado. Considerando que o cartel foi condenado em 2010, possivelmente houve a manutenção do comportamento após a condenação.

Gráfico 4.21. Resultados do Modelo Aarch para Salvador e o mercado simulado

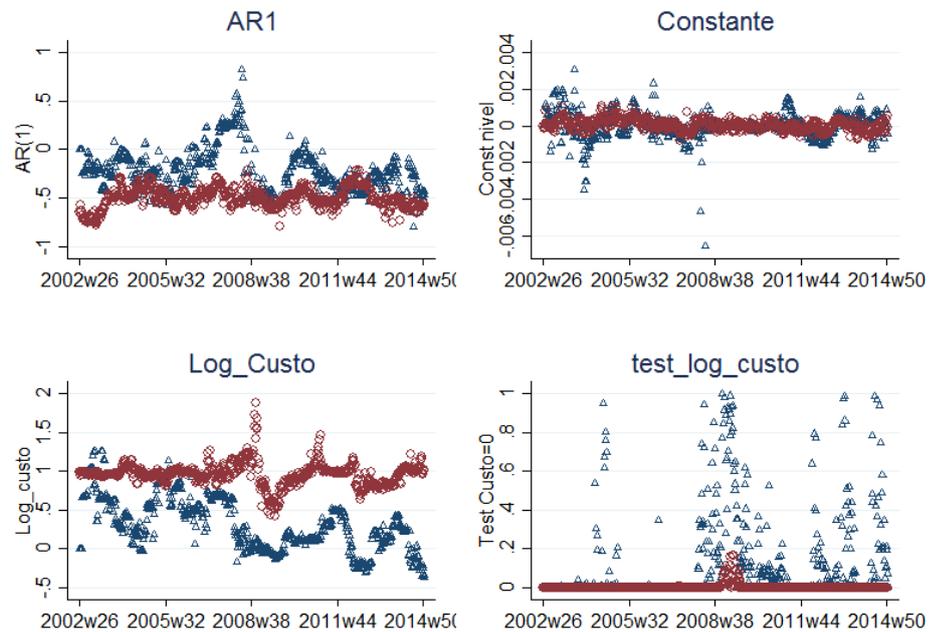


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de São Luís/MA os resultados do modelo ARIMA, especialmente o componente AR(1) que distingui do mercado concorrencial períodos antes julgamento, quando convergem com o concorrencial, e sequência vai a patamares anteriores à abertura do processo (Gráfico 4.23). Sugerem que o cartel existiu e permaneceu após o julgamento. Estas diferenças são também detectadas nos componentes Arch e a constante Arch. Os componentes de variância apresentaram significativos choques entre 2001 e 2007 e após 2010 (Gráfico 4.24). O primeiro choque na variância, até 2007, antecede o julgamento e condenação aos postos por cartel em 2010, mas em seguida à condenação o mesmo comportamento é verificado. Os resultados sugerem uma mudança de comportamento períodos antes do

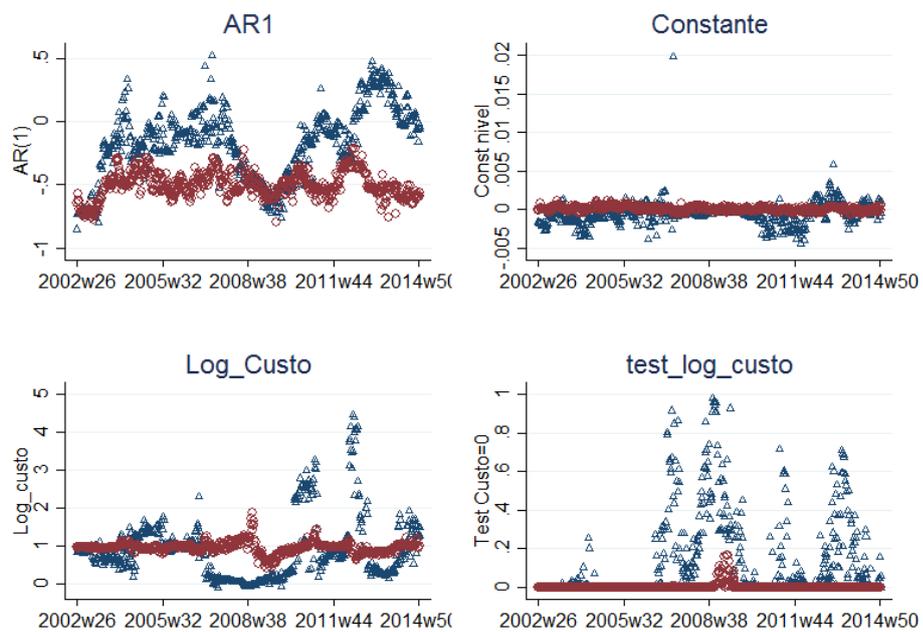
juízo, quando possivelmente as firmas já tinham conhecimento do processo, mas que é retomado em sequência a condenação.

Gráfico 4.22. Resultados da equação de preços para Santa Maria e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

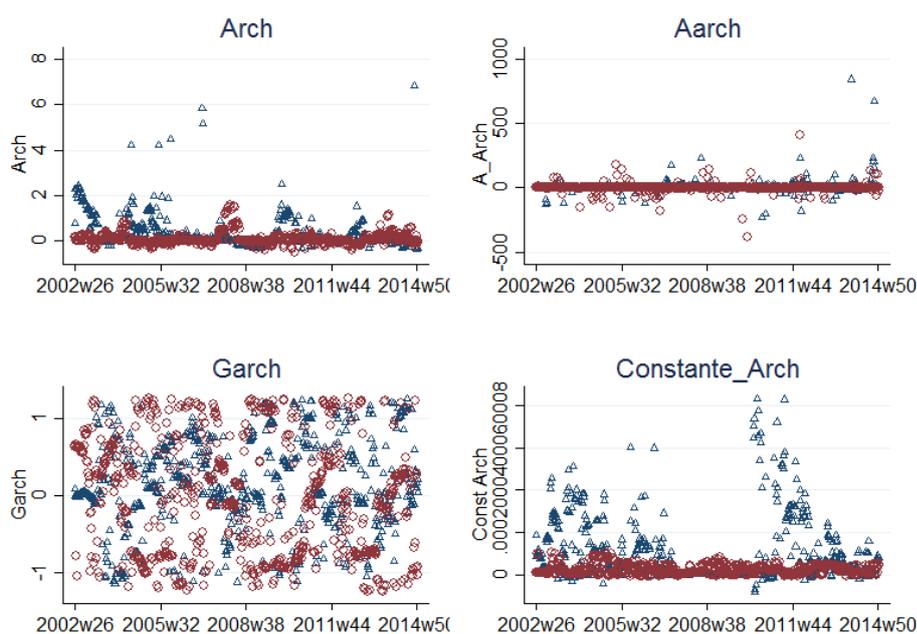
Gráfico 4.23. Resultados da equação de preços para São Luís e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Os resultados para os postos da cidade de Teresina/PI mostram diferenças significativas apenas para constante Arch em relação ao modelo simulado ao longo de toda série. Os resultados dos parâmetros da equação de preços foram ainda mais divergentes do concorrencial, com grandes choques captados na constante, uma maior dispersão do componente AR(1) que no mercado concorrencial e longos períodos em que os custos são irrelevantes para explicar preços (Gráfico 4.25). Estes resultados, adicionados à condenação por cartel pelo CADE em 2013, são uma evidência de que os agentes estiveram longe de um resultado concorrencial por mais de dez anos.

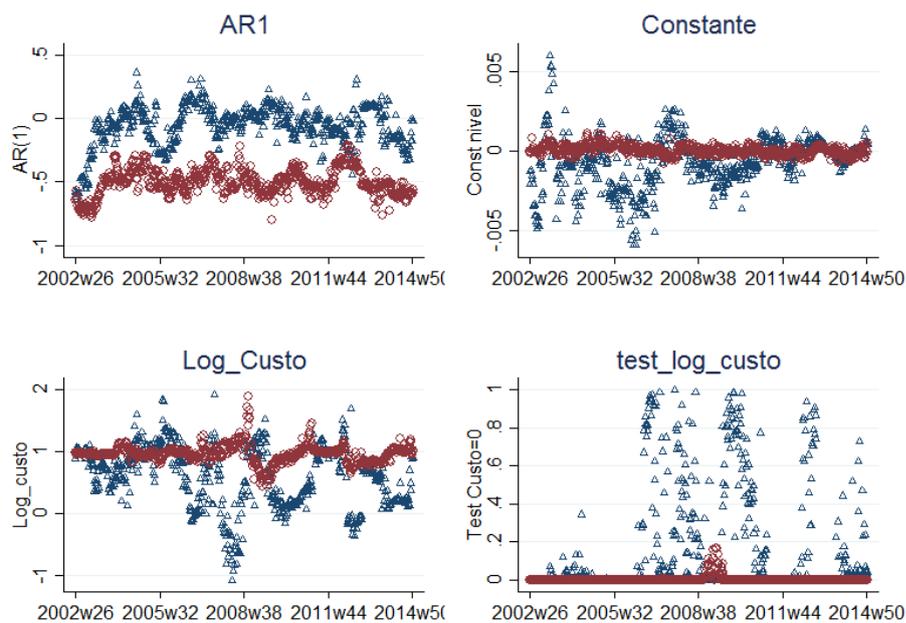
Gráfico 4.24. Resultados do Modelo Aarch para São Luís e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

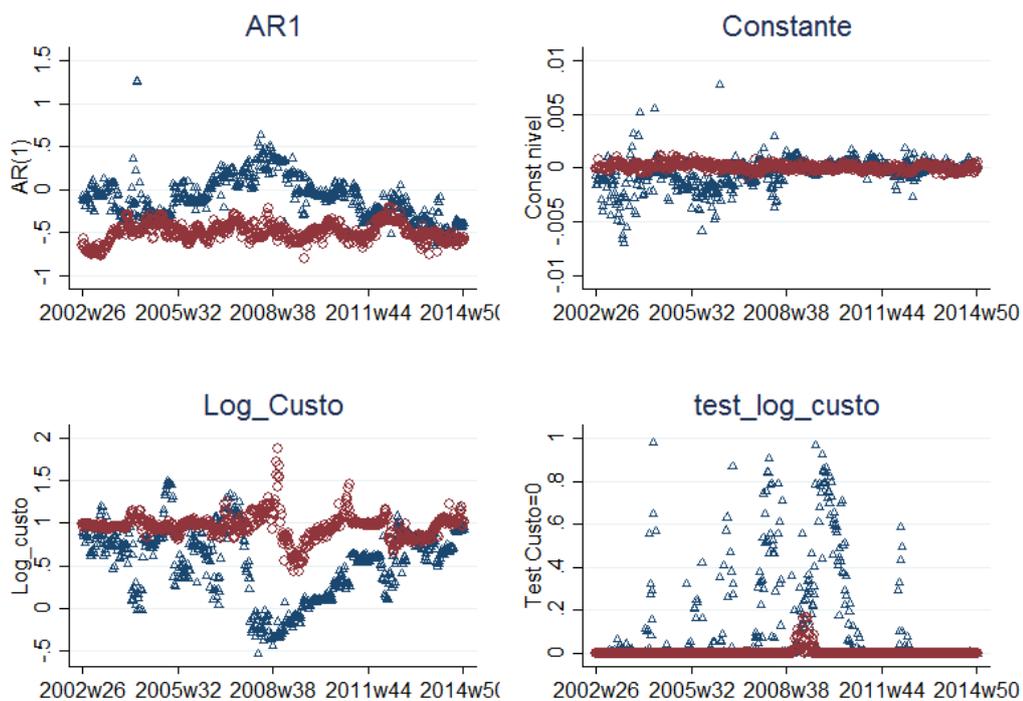
Para a cidade de Vitória/ES houve diferenças significativas apenas na constante Arch no início da série analisada. Para os resultados do modelo ARIMA, houve diferenças relevantes em relação aos resultados de dados simulados, principalmente entre 2004 e 2010, com a redução do efeito custo sobre os preços e a inversão do componente AR(1) do modelo. Considerando que os postos de Vitória foram condenados por cartel em 2015, existe evidência de cartel especialmente para períodos próximos a esta data (Gráfico 4.26). Possivelmente, a descoberta da investigação reduziu seu poder após 2010 já que o caso foi aberto em 2006. Como a condenação foi em 2015, não é possível fazer inferência sobre o comportamento dos agentes após o julgamento, pois o período de análise deste trabalho se estende apenas até 2014.

Gráfico 4.25. Resultados da equação de preços para Teresina e o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.26. Resultados da equação de preços para Vitória e o mercado simulado



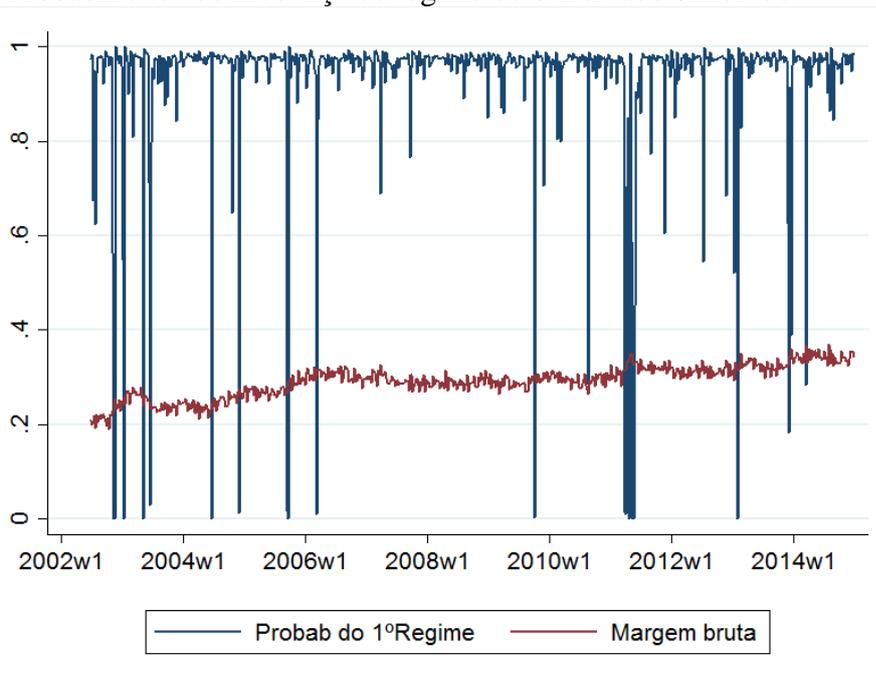
Fonte: Elaboração própria

4.3.2 RESULTADOS DO MODELO DE MUDANÇA DE REGIME

Esta seção apresenta os resultados dos modelos considerados mais adequados perante os objetivos traçados, sendo que no Apêndice 4 estão os resultados completos do modelo Markoviano. Os resultados de cointegração mostram cointegração em todas as cidades analisadas⁷⁷ permitindo a aplicação do modelo de correção de erros.

Os resultados do modelo Markoviano para o mercado concorrencial simulado (Gráfico 4.27) e para a cidade de São Paulo apresentaram algumas distinções. Primeiro, o mercado concorrencial só teve um estado significativo no modelo Markoviano, conforme esperado, pois os dados são simulados e não apresentam diferenças na formação de preços em cada um dos períodos analisados. Além disso, o modelo foi significativo apenas a choques de longo prazo. No caso do município de São Paulo (Gráfico 4.28), houve dois períodos distintos: em ambos os casos o vetor de longo prazo foi significativo, mas os de curto foram significantes apenas no segundo estado, sugerindo também uma maior dependência de preços a custos do que a choques passados de preço.

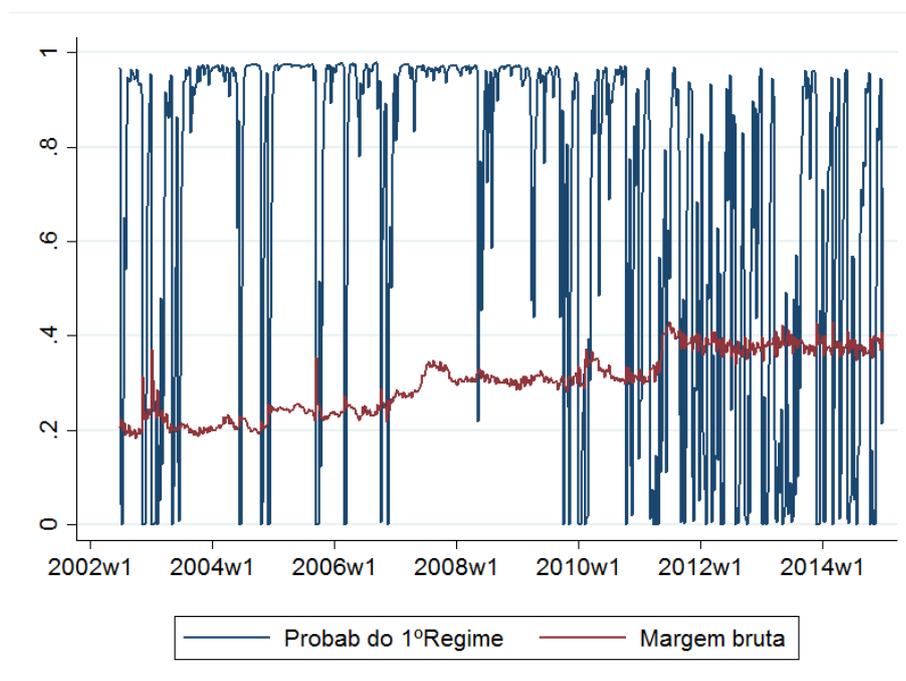
Gráfico 4.27. Probabilidade de mudança de regime de o mercado simulado



Fonte: Elaboração própria

⁷⁷ Os resultados foram considerados a 5% de significância para as cidades Lages SC, Ribeirão Preto SP e São Luís MA e a 1% para as demais cidades. Apenas São Luís MA não obteve cointegração para todos os testes sendo não cointegrada para o teste Johansen (Apêndice 4).

Gráfico 4.28. Probabilidade de mudança de regime de São Paulo

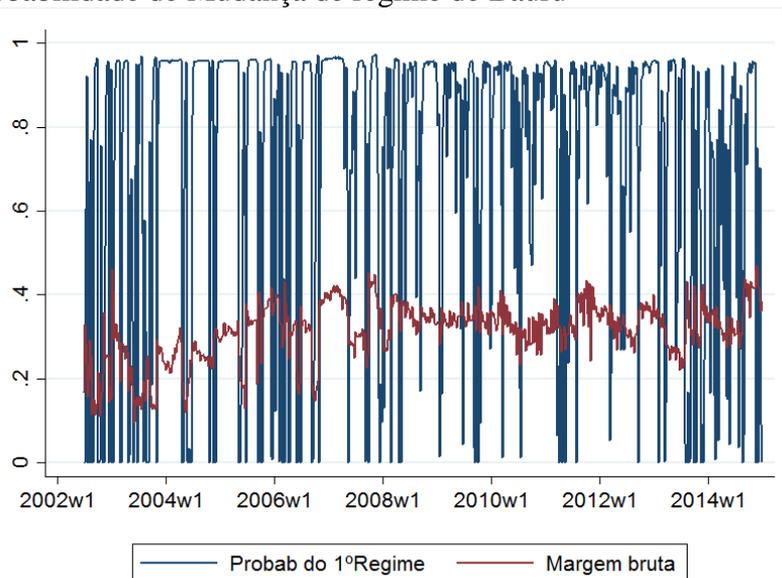


Fonte: Elaboração própria

Para o caso de Bauru, os resultados também foram divergentes do mercado simulado. Houve dois estados diferenciados em relação ao papel das variáveis. O primeiro não apresentou significância no componente de longo prazo e apenas os componentes de custo no curto prazo foram significantes. No segundo modelo os ajustamentos foram dependentes do componente de longo prazo, e, no curto prazo, o componente de ajustamento de preços passados, que coloca o segundo estado mais coerente com os resultados concorrenciais. Mas nenhum dos estados pôde ser classificado essencialmente como concorrencial, devido à dependência de ajustamentos passados. Como houve dominância do primeiro estado, os resultados corroboram com os dados do CADE (2015) de mercado pouco competitivo (Gráfico 4.29).

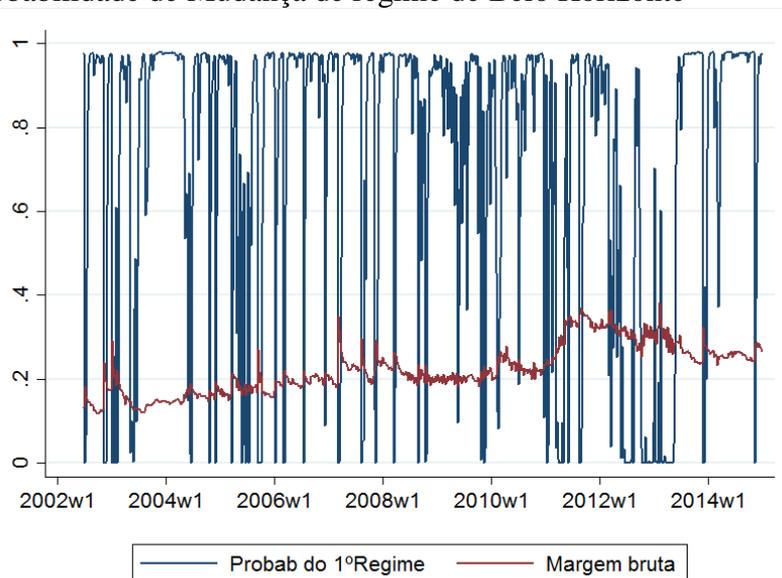
Para Belo Horizonte, os resultados do modelo Markoviano mostraram dois estados diferenciados em relação ao papel das variáveis. Os dois estados do modelo apresentaram significativa relevância com o componente de longo prazo, os colocando parcialmente coerentes com o mercado concorrencial. Mas apenas o primeiro estado teve impactos de preços de custos passados influentes no curto prazo. Os dois resultados sugerem a existência de concorrência no mercado (Gráfico 4.30).

Gráfico 4.29. Probabilidade de Mudança de regime de Bauru



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.30. Probabilidade de Mudança de regime de Belo Horizonte

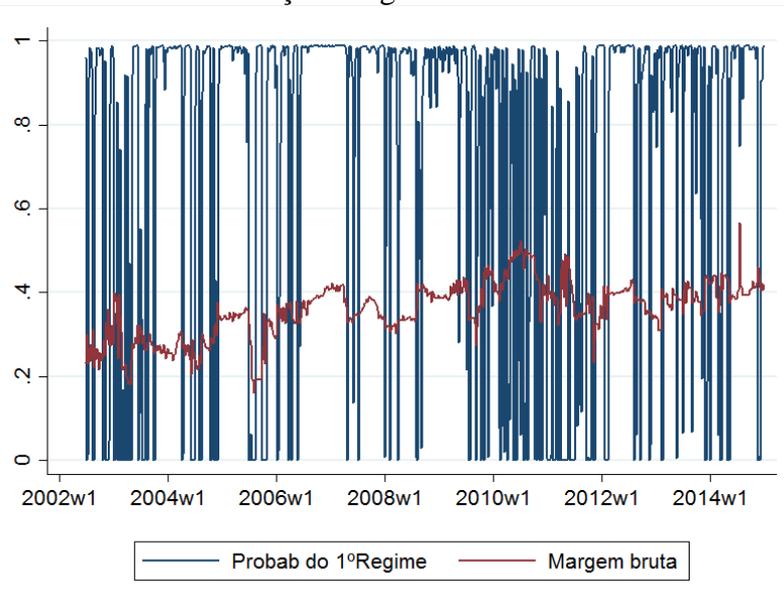


Fonte: Elaboração própria

Em relação ao modelo de mudança de regime para cidade de Blumenau, o primeiro estado foi marcadamente menos coerente com mercado concorrencial, com ausência de significância do componente de longo prazo, enquanto o segundo sugere algum nível de concorrência. Os resultados analisados com as margens mostram que, quando existe aumento das margens o primeiro estado é predominante para explicar preço, enquanto que, nos ajustamentos para baixo, os custos são importantes para determinar preços, como mostra a probabilidade do estado um ser verdadeiro no Gráfico 4.31. Os resultados sugerem a

existência de períodos colusivos coerentes com todo período de avaliação do caso pelo CADE (2015), entre 2001 e 2010.

Gráfico 4.31. Probabilidade de Mudança de regime de Blumenau

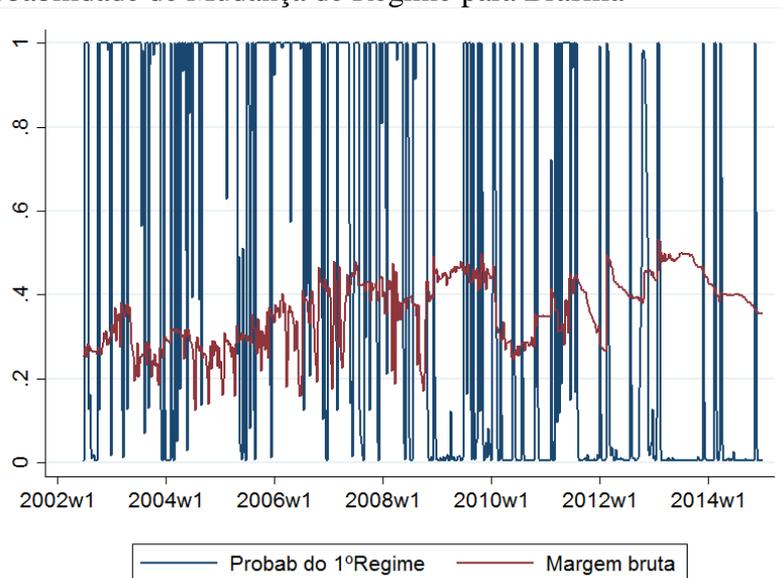


Fonte: Elaboração própria

Para a cidade de Brasília, os dois estados apresentaram significância com o componente de longo prazo e nenhuma dependência de preços passados. Os resultados do primeiro estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo concorrencial simulado, devido ao maior impacto dos componentes de longo prazo, do que o segundo estado. A predominância do segundo estado durante o final da série corrobora os resultados do modelo Arch mais significativos pós 2007 (Gráfico 4.32).

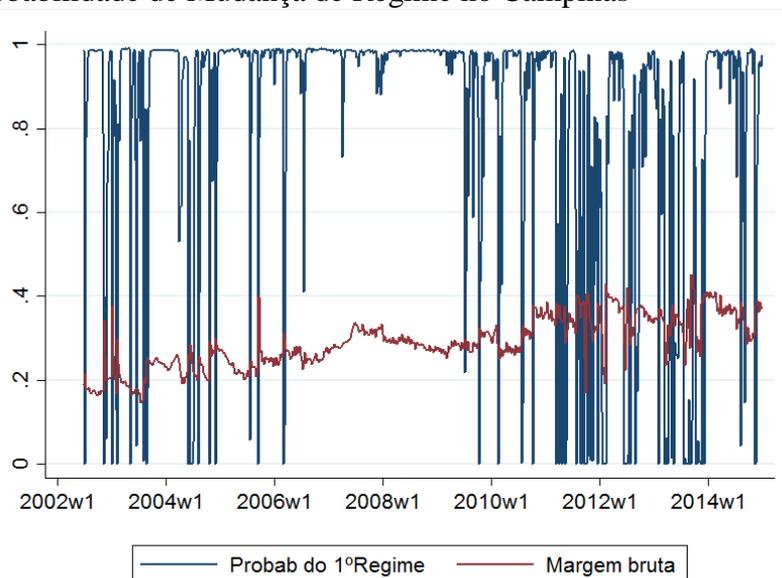
Em relação aos resultados de Campinas, apenas no segundo estado o componente de longo prazo foi significativo e houve uma forte dependência de preços passados nos dois estados e custos passados foram importantes apenas no primeiro estado. Os resultados do segundo estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo concorrencial simulado, devido ao maior impacto do componente de longo prazo. A predominância do segundo estado durante o início e final da série corrobora os resultados do modelo Arch, mais significativos antes de 2004 e depois de 2012 (Gráfico 4.32).

Gráfico 4.32. Probabilidade de Mudança de Regime para Brasília



Fonte: Elaboração própria

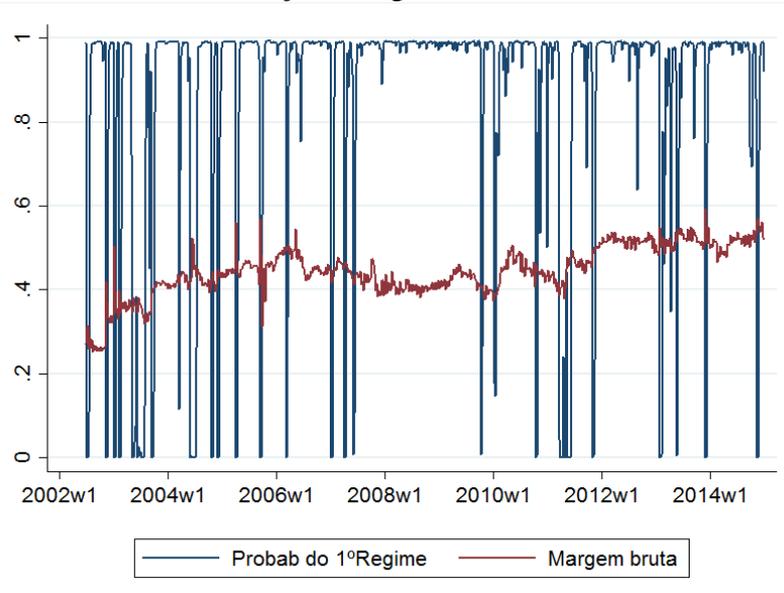
Gráfico 4.33. Probabilidade de Mudança de Regime no Campinas



Fonte: Elaboração própria

Para Caxias do Sul, apenas o primeiro estado apresentou significância com o componente de longo prazo e forte dependência de preços passados. Os resultados do primeiro estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo simulado, enquanto o segundo estado apresentou períodos de ajustamento desvinculados dos custos. A predominância do primeiro estado durante quase toda série é um indicio de concorrência parcial, mas tentativas de aumentar a margem de preços, mesmo mal sucedidas, devido a pouca permanência do segundo estado, sugerem uma tentativa de estabelecer controle sobre preços (Gráfico 4.34).

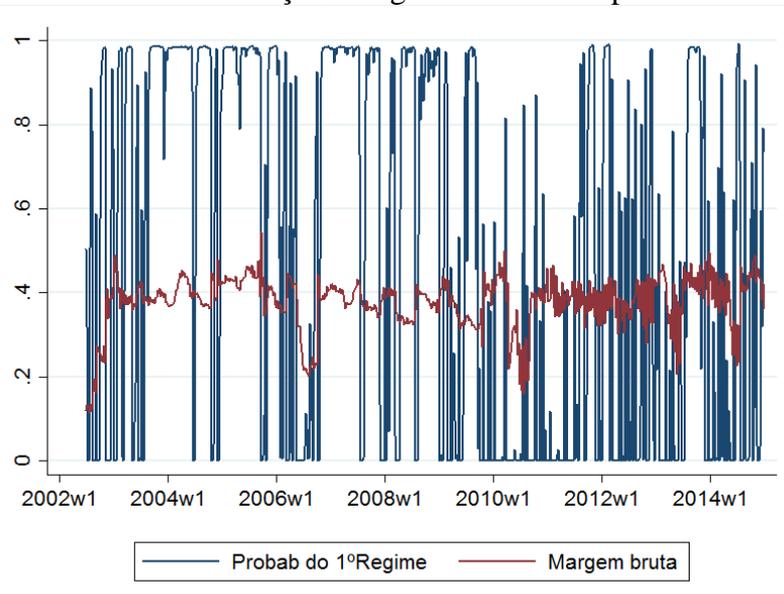
Gráfico 4.34. Probabilidade de Mudança de Regime no Caxias do Sul



Fonte: Elaboração própria

Os resultados de Florianópolis no modelo de mudança de regime, mostram que apenas o primeiro estado apresentou significância com o componente de longo prazo e com dependência significativa de preços passados, enquanto os resultados do segundo estado apenas os preços e custo passados foram significativos. O resultado do primeiro estado é relativamente mais coerente com os do modelo simulado, enquanto o segundo estado sugere a existência de conluio. A predominância do segundo no período pré-julgamento e pós 2008 sugere se que a condenação não extinguiu a ação dos agentes sobre preço (Gráfico 4.35).

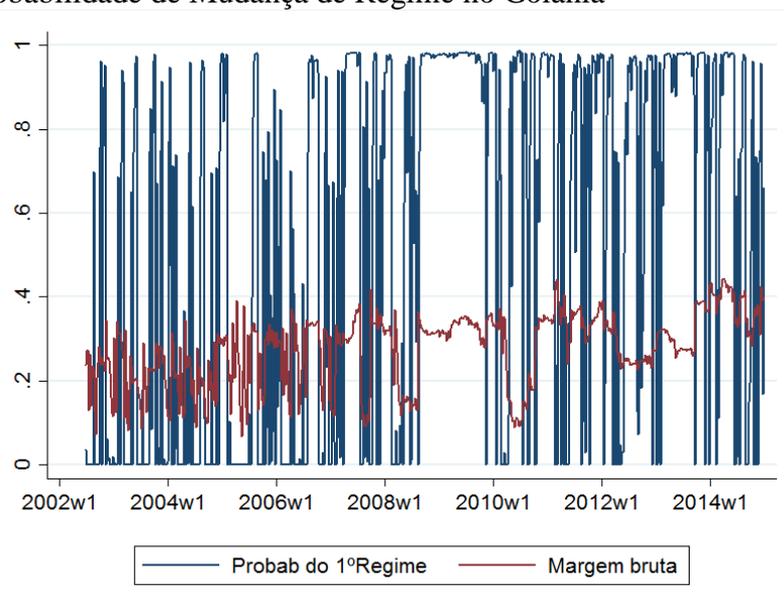
Gráfico 4.35. Probabilidade de Mudança de Regime no Florianópolis



Fonte: Elaboração própria

Para Goiânia, apenas o segundo estado apresentou significância para o componente de longo prazo e com uma fraca dependência de preços passados. O resultado do segundo estado foi relativamente mais coerente com os do modelo simulado, enquanto o primeiro estado apresentou a existência de conluio. A persistência do segundo estado durante quase toda série mostra este ser um mercado potencialmente colusivo cuja condenação em 2002 parece não ter surtido efeito na formulação de preço (Gráfico 4.36).

Gráfico 4.36. Probabilidade de Mudança de Regime no Goiânia

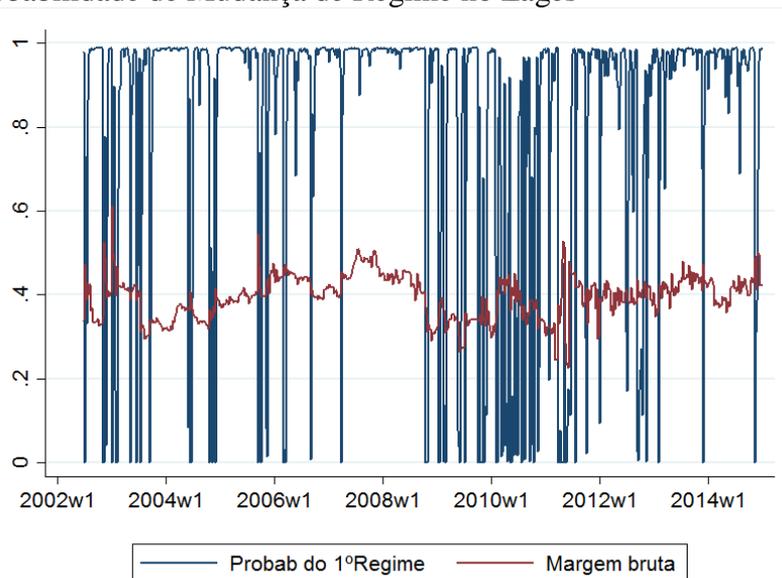


Fonte: Elaboração própria

Em relação dos resultados de Lages, apenas o segundo estado apresentando significância para o componente de longo prazo e com uma fraca dependência de preços passados. O resultado do segundo estado foi relativamente mais coerente com os do modelo simulado, enquanto o primeiro estado que sugere a existência de conluio. A persistência do segundo estado durante quase toda série mostra este ser um mercado potencialmente colusivo cuja condenação em 2003 parece não ter surtido efeito na formulação de preço (Gráfico 4.37).

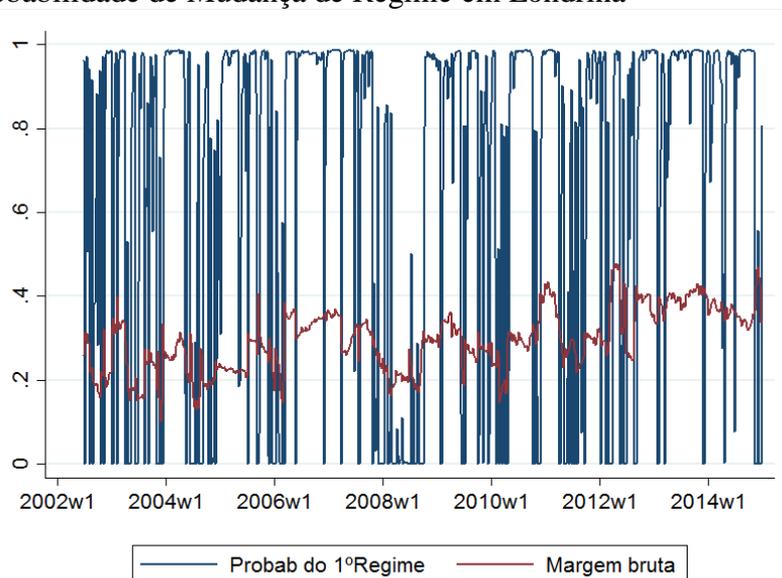
Em relação dos resultados de Londrina, apenas o segundo estado apresenta significância para o componente de longo prazo e com dependência de preços passados. O resultado do segundo estado foi relativamente mais coerente com o do modelo simulado, enquanto o primeiro estado foi coerente com os resultados de ajustamentos de preços por cartel. A persistência do segundo estado durante o quase toda série mostra ser este um mercado colusivo cuja condenação em 2013 permite a indicação de serem estes parâmetros, elementos para compreender o cartel (Gráfico 4.38).

Gráfico 4.37. Probabilidade de Mudança de Regime no Lages



Fonte: Elaboração própria

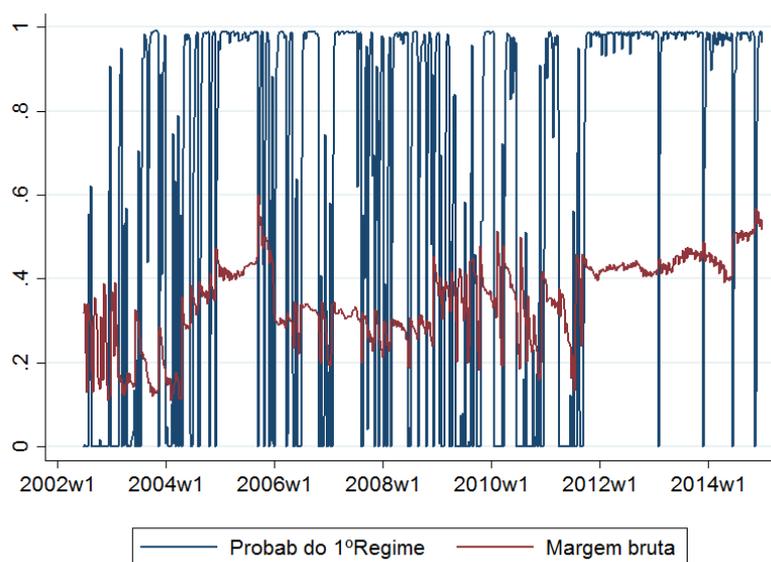
Gráfico 4.38. Probabilidade de Mudança de Regime em Londrina



Fonte: Elaboração própria

Manaus apresentou dois estados distintos no modelo, mas com o componente de longo prazo significativo e dependência de custos passados para o primeiro estado e de preços passados para o segundo estado. Os resultados do primeiro estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo simulado, especialmente pela variância ser onze vezes maior no segundo estado possivelmente associadas a medidas colusivas para estabilizar cartel (Gráfico 4.39).

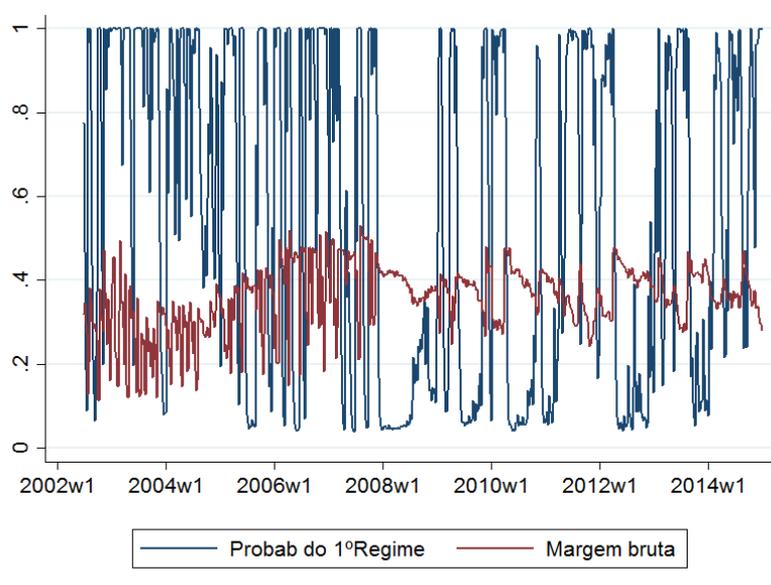
Gráfico 4.39. Probabilidade de Mudança de Regime no Manaus



Fonte: Elaboração própria

Para Recife, apenas o primeiro estado apresentou significância no componente de longo prazo e com dependência de preços e custos passados, enquanto no segundo estado apenas os custos passados e a constante apresentaram significância sobre os preços. Os resultados do primeiro estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo simulado que o segundo estado. A predominância do segundo estado durante a série corrobora com os resultados do modelo Arch e sugerem um mercado potencialmente colusivo mesmo após a condenação por cartel (Gráfico 4.40).

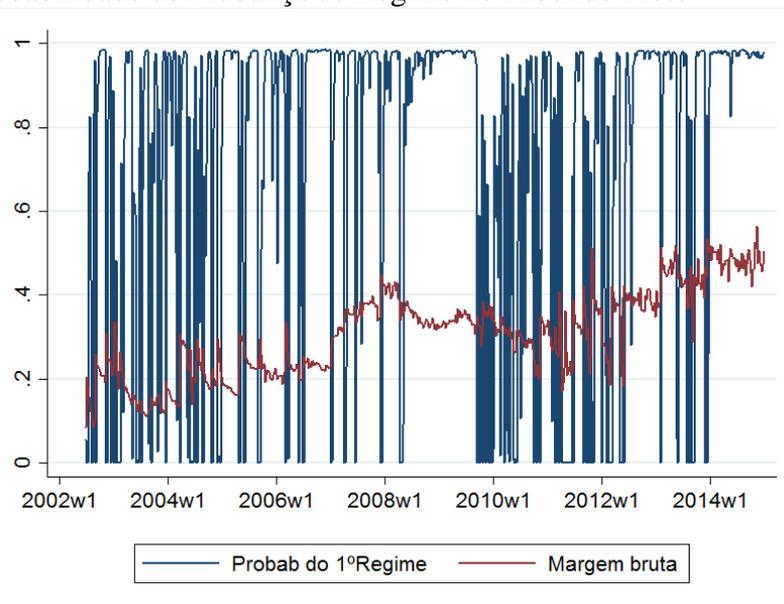
Gráfico 4.40. Probabilidade de Mudança de Regime no Recife



Fonte: Elaboração própria

Os resultados de Ribeirão Preto mostram que apenas o segundo estado apresentou significância no componente de longo prazo, sem a dependência de preços e custos passados, enquanto os resultados do primeiro estado foram o oposto. O segundo estado é relativamente mais coerentes com resultado do modelo simulado, mas a predominância do primeiro estado nos resultados sugere ser frequentes ações colusivas (Gráfico 4.41).

Gráfico 4.41. Probabilidade de Mudança de Regime no Ribeirão Preto



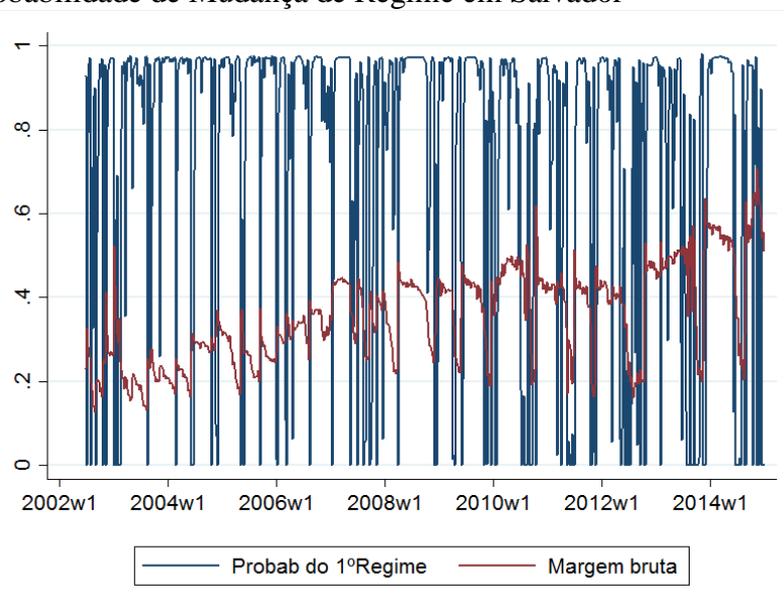
Fonte: Elaboração própria

Em relação aos resultados de Salvador, os dois estados apresentaram significância do componente de longo prazo e dependência de preços e custos passados especialmente no segundo estado. Os resultados do primeiro estado foram relativamente mais coerentes com os do modelo simulado. Apesar do segundo estado não diferenciar, o destaque é o choque da variância nove vezes maior no segundo estado, possivelmente derivada de guerra de preços e melhor captada pelos modelos de variância. A predominância do segundo estado nas mudanças de preço especialmente para baixo vai de encontro com esta hipótese (Gráfico 4.42).

Os dados de preços dos postos de Santa Maria apresentaram, em relação ao modelo de mudança de regime, os dois estados divergentes do comportamento esperado para um mercado concorrencial. Especialmente o componente de longo prazo não teve significância em nenhum dos estados e em apenas um deles preços passados foram significativos para definir preços presentes. Os resultados de ambos os estados foram pouco coerentes com os do

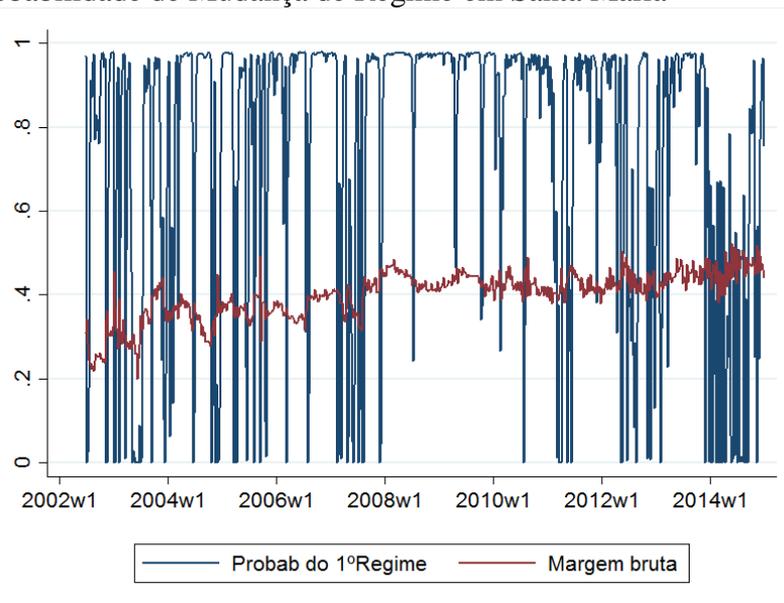
modelo concorrencial simulado, indicando controle coordenado de preços pelos agentes ao longo de toda série (Gráfico 4.43).

Gráfico 4.42. Probabilidade de Mudança de Regime em Salvador



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.43. Probabilidade de Mudança de Regime em Santa Maria

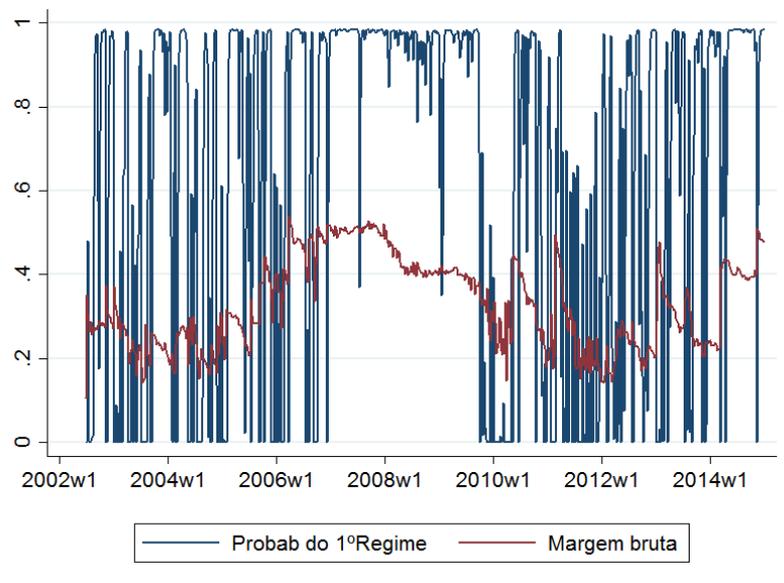


Fonte: Elaboração própria

Para os dados de preço de São Luís, o modelo de mudança de regime mostrou ausência de significância do componente de longo prazo nos dois estados e dependência de preços passados apenas no primeiro estado. Nenhum dos estados se mostrou relativamente coerente com os do modelo simulado. A predominância do primeiro estado no período pré-

juízo pode ser um enfraquecimento temporário do cartel, mas não seu fim (Gráfico 4.44). Os resultados sugerem a existência de cartel em todo período analisado.

Gráfico 4.44. Probabilidade de Mudança de Regime em São Luís

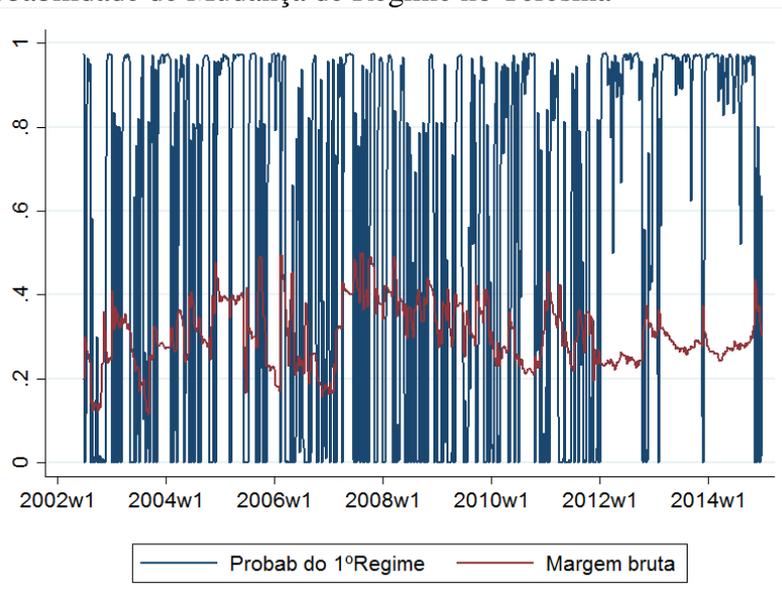


Fonte: Elaboração própria

Em relação aos resultados de Teresina, apenas o segundo estado apresentou significância no componente de longo prazo e dependência de custos passados. O primeiro estado apresentou resultados inversos, com ausência de significância no componente de longo prazo e forte dependência de preços passados. Os resultados do segundo estado são relativamente mais coerentes com o concorrencial. Mas a predominância do primeiro estado com frequente alternância com o segundo, corrobora os resultados do modelo Arch, de existência de cartel ao longo de toda série (Gráfico 4.45).

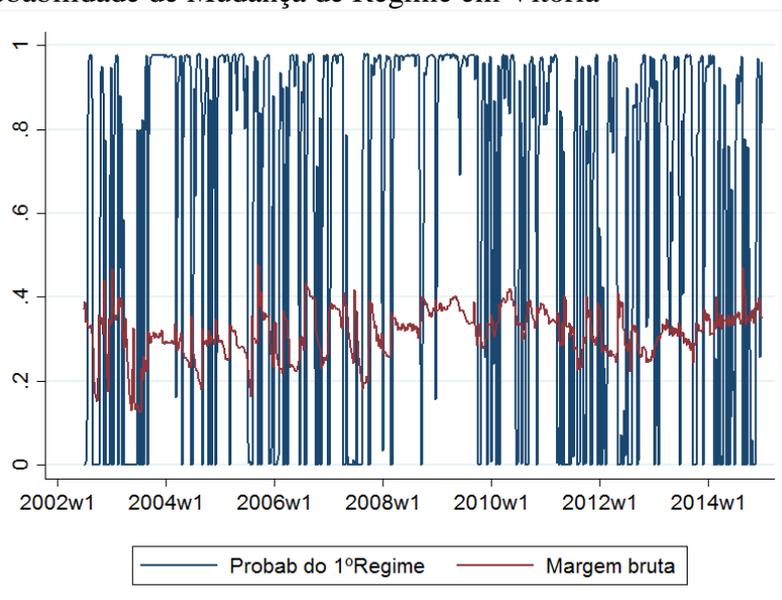
Os resultados de Vitória foram coerentes com o mercado simulado nos dois estados, com a única diferença do choque de variância ser 10 vezes maior no segundo estado que no primeiro (Gráfico 4.46). Os resultados do modelo se assemelham potencialmente com o mercado simulado nesta metodologia, sendo os modelos de variância possivelmente mais eficazes para inferir quanto ao comportamento colusivo, como visto anteriormente.

Gráfico 4.45. Probabilidade de Mudança de Regime no Teresina



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 4.46. Probabilidade de Mudança de Regime em Vitória



Fonte: Elaboração própria

4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo objetivou analisar o comportamento de postos julgados por cartel, a fim de construir parâmetros de testes para mercados colusivos. Optou-se primeiramente por duas abordagens metodológicas como alternativas a identificação de desvios comportamentais do

equilíbrio do estado concorrencial. No primeiro modelo de análise de variância, adotou-se um Arch assimétrico, estimando juntamente com o componente Garch, dentro de um sistema *rolling window*, que permite verificar a estabilidade dos parâmetros ao longo do tempo. O segundo modelo, estimado pela abordagem Markoviana, permite a incorporação e diferenciação endógena de múltiplos estados para os diferentes parâmetros.

Nem todos os mercados analisados permitiram a construção de estatísticas relevantes, mas alguns resultados se mostraram relativamente próprios de comportamento colusivo. Entre eles, para o modelo ARIMA estimado conjuntamente com o modelo de variância, a baixa relevância do custo na formação de preços, choques de variância nos componentes Arch e Constante Arch e a instabilidade do parâmetro auto-regressivo de ordem um, foram emblemáticos de comportamentos anticoncorrenciais. No caso do modelo ECM Markoviano, a ausência de significância do vetor de cointegração e a inversão do sinal dos custos sobre os preços, foram próprias de mercados colusivos.

Em relação aos resultados gerais do modelo, a principal conclusão que deve ser ressaltada aqui é que a condenação por cartel pelo CADE não foi suficiente para mudar o comportamento das firmas em muitos dos mercados analisados. A justificativa para retomada deste comportamento pode estar associada a baixas penas impostas pelo CADE ou ainda a dificuldade ou incapacidade de identificar e provar cartel.

Os resultados deste capítulo, em conjunto com os do capítulo 3, serviram de base para construção de indicadores de colusão, que foram replicados em todas as cidades com monitoramento de preços pela ANP, para verificação da efetividade destes instrumentos como meio de identificar cartel no varejo nacional de gasolina, o que será visto no próximo capítulo.

5 TESTANDO FILTROS DE CARTEL PARA O VAREJO DE GASOLINA DO BRASIL

5.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Trabalhos recentes⁷⁸ buscaram analisar como as práticas coniventes com cartel interferem em padrões e dinâmicas de variáveis disponíveis para um observador externo ao cartel. Esta literatura evoluiu principalmente no sentido de traçar perfis comportamentais de cartéis que se traduzam em padrões de variações das variáveis de interesse do mercado. Dentre estas variáveis, o preço tem destacado como capaz de transmitir informações do funcionamento do mercado e das decisões estratégicas das firmas. Pontualmente, a dinâmica de preços pode traduzir como cada firma se comporta. Sua intensidade e frequência de variações têm sido associadas a diferentes comportamentos oligopolistas por vezes caracterizados como coordenados entre as firmas, levando a possíveis indicações sobre a existência de cartéis.

Este capítulo compila algumas das principais hipóteses traçadas na literatura, apresentada no capítulo 2 desta tese, quanto à tradução de dinâmicas de preços típicas de cartel, para poder caracterizar as dinâmicas de preço de cartéis conhecidos do mercado de combustíveis, julgados pelo CADE, e diferenciá-las de comportamentos concorrenciais. A caracterização do comportamento concorrencial no mercado de combustíveis tem por objetivo criar um instrumento que permita separar mercados com maiores indicações de cartel de mercados competitivos, e reduzir o número de candidatos à investigação pelos órgãos competentes ordenando os candidatos mais prováveis para cartel. Uma questão relevante acerca do tema é identificar quais metodologias dentre as várias existentes, são adequadas para ranquear cartel. Infelizmente, ainda não existe uma ampla literatura sobre a eficiência e aplicação destas metodologias em cada mercado, sendo necessário classificar os indicadores quanto a sua capacidade de inferir sobre cartel. O objetivo principal desta etapa é por à prova os resultados estabelecidos pelos capítulos 3 e 4, bem como avaliar estatísticas que têm sido usadas na literatura como suporte para detectar cartel.

Para atingir os objetivos, inicialmente foram obtidas as estatísticas e padrões de dinâmicas de preços para cartel e concorrencial listados na literatura, que permitissem uma

⁷⁸ Ver Doane *et al.* (2013), Perloff (2007), Harrington e Chen (2006), Harrington (2005) e Grossman (2004).

diferenciação entre estes comportamentos, pelos resultados dos capítulos 3 e 4 desta tese. Estabelecida uma diferenciação de comportamento concorrencial e colusivo, os períodos de cartel foram diferenciados dos demais períodos nas séries analisadas, para que cada um dos padrões fosse testado quanto ao seu poder em revelar cartel. Por fim, com os resultados conjuntos dos padrões, foi estabelecido um parâmetro de diferenciação entre os mercados de gasolina varejistas municipais do Brasil quanto a sua proximidade de comportamento com entre competição e cartel.

Além da introdução, este capítulo apresenta: na seção 5.2, a metodologia e a natureza dos dados utilizados, na seção 5.3, são apresentados as análises de resultados, seguida das considerações finais do capítulo na seção 5.4.

5.2 METODOLOGIA

5.2.1 MODELOS EMPÍRICOS

Para ranquear cartel, vários parâmetros podem ser usados separadamente relacionando um comportamento esperado para uma estrutura colusiva. Existe também a possibilidade de usar um conjunto de elementos para compor indícios sobre cartel, a fim de construir melhores indicadores. Doane *et al.* (2013) mostram ainda que existem problemas em relação à construção de hipóteses sobre o único marcador de cartel e sua eficiência em indicar cartel quando as hipóteses concorrenciais não são atendidas no mercado analisado.

Em um ambiente de cartel, medidas punitivas como guerra de preços ou coerção por ameaça, podem resultar em padrões díspares de variância ao longo do tempo (como aumento na primeira situação e redução na segunda). Isto implica que o conhecimento prévio do tipo de cartel a ser analisado se torna pré-condição para a construção de um indicador eficiente. No entanto, o prévio conhecimento sobre o comportamento do cartel já seria suficiente para compor indícios contra ele, sendo, assim, complexo, *a priori*, saber qual indicador será melhor sem um conhecimento da natureza competitiva do setor. Neste caso, trabalhos como o de Harrington (2005) e Doane *et al.* (2013) sugerem o uso sistemático de mais de um elemento para compor indícios sobre o cartel.

Como visto anteriormente, existe uma diversidade de marcadores que podem ser usados para identificar o cartel. Cada um destes marcadores pode ser usado individualmente para filtrar cartel, mas o uso conjunto pode ser mais eficiente na inferência da existência de

cartel. Neste contexto, existem várias abordagens dentro da literatura de mineração de dados que podem ser usadas para reduzir um conjunto de informações a uma única variável de resposta. Especialmente a seleção de características tem papel fundamental em definir o papel do identificador. Particularmente neste trabalho adota-se a como problema de seleção “*identificar o menor subconjunto que satisfaz perfeitamente um conjunto de parâmetros relacionados à hipótese de cartel*”⁷⁹ usando um algoritmo de classificação binária.

O modelo de classificação consiste em estimar o conjunto de parâmetros indicadores de cartel em relação à *dummy* de cartel ($cartel = BX$). A partir deste, construir escores (B) do papel de cada marcador (x_i) na separação entre mercados concorrenciais e mercados colusivo. Com os escores estimados, o passo seguinte é aplicar estes escores nos dados ainda não classificados e obter a probabilidade de um determinado mercado ter seu comportamento associado a cartel. E pela probabilidade estimada de cada mercado, separar os mercados relativamente mais prováveis de cartel dos mais competitivos.

Inicialmente não se tem nenhum conhecimento sobre o nível de competição nos mercados e inferir qual mercado é concorrencial é tão difícil quanto inferir qual é cartel. Para os mercados classificados como cartel foram usados dados dos casos julgados pelo CADE (2015), apresentados anteriormente. Além disso, foram usados os resultados dos modelos dos Capítulos 2 e 3 desta tese, de análise de preços, que serviram para indicar os momentos mais prováveis de cartel. Para os dados de concorrência, foram feitas simulações de preços concorrenciais com base no preço de custo das capitais estaduais do Brasil, sendo que a próxima seção sobre os dados descreve-se o procedimento usado nas simulações.

Estando correta a classificação *a priori* dos mercados quanto ao nível de competição e garantindo a eficiência dos escores estimados, os resultados indicam qual mercado é mais próximo dos dados concorrenciais e quais se assemelham mais com dados colusivos. Tendo uma indicação de prováveis mercados competitivos, é possível analisá-los individualmente para indicar quais são realmente semelhantes à concorrência. Estes resultados permitem uma reconfiguração da variável dependente (cartel) para incluir também dados de mercados concorrenciais (não simulados), eliminando a dependência das definições prévias de concorrência possíveis apenas pela simulação de dados. O processo adotado para o desenvolvimento do modelo pode ser explicado pelo seguinte algoritmo:

1. Inicia-se com um conjunto de dados classificados *a priori*

⁷⁹ Ver Zaki e Meira (2014) e Molina *et al.*, (2002).

- a. Estima-se escores do conjunto de dados classificados
 - b. Os escores são aplicados em todos os demais elementos não classificados
2. Os elementos indicados com elevada probabilidade de pertencer a uma determinada classificação são verificados
 - a. Se a verificação indicar a correta classificação estes dados são reinseridos em 1
 3. O procedimento deve ser repetido a medida que novos dados verdadeiros vão se revelando para aperfeiçoar o poder do modelo

Apesar da reconfiguração da variável dependente com dados de mercados potencialmente concorrenciais não ser a melhor abordagem, o ideal seria a provar a concorrência efetiva em cada mercado, os dados são uma alternativa melhor que a simulação. Isto porque, os dados da simulação são resultados de comportamentos perfeitos de concorrência, dos quais é impossível extrair as possibilidades comportamentais que permeiam cada mercado e podem gerar dinâmicas divergentes ao longo do tempo. Além disso, um modelo com alto poder de classificação sobre os parâmetros conseguiria separar as simulações dos resultados reais, ao invés de cartel de concorrência.

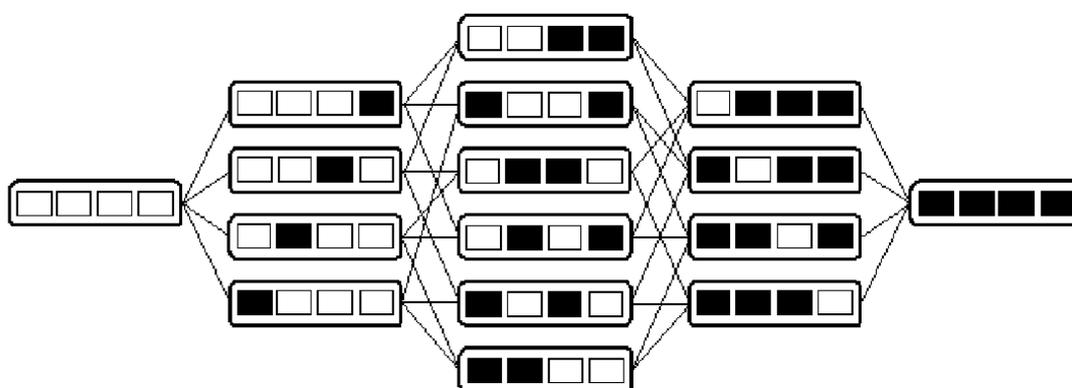
A reconfiguração da variável dependente vem da capacidade de aprendizado dos modelos de classificação. O aprendizado destes modelos deriva essencialmente da inclusão de novas informações, possivelmente geradas de resultados do próprio modelo e verificadas posteriormente. De forma resumida, este aprendizado pode ser descrito como segue: parte-se de um subconjunto identificado cujas respostas são verdadeiras e comprovadas previamente; a partir do conjunto verdadeiro, criam-se parâmetros dos atributos dados a cada elemento de análise; utilizam-se os atributos para inferir a classificação dos demais subconjuntos ainda não classificados; à medida que os novos elementos classificados são julgados como verdadeiros ou falsos em relação aos critérios de seleção, eles são inseridos novamente no modelo como informação prévia, para melhorar sua posição como classificador (Zaki e Meira, 2014).

Como a informação buscada é a possibilidade de um dado candidato praticar cartel (classificação binária), existe uma diversidade significativa de elementos que podem servir para reduzir os parâmetros de seleção a uma única variável. Dentre os modelos de estimadores binários, na literatura destacam-se especialmente as famílias dos modelos Logit e Probit. Particularmente dentro da família Logit existem tanto os estimadores clássicos da estatística e estatística multivariada, quanto técnicas de aprendizado de máquina para problemas de regressão e classificação que produzem um modelo de previsão com base na interação de um conjunto de modelos simples. No caso das regressões binárias, os modelos

Boost-logit (Anexo 6, apresenta o algoritmo do estimador) são potencialmente eficazes na classificação de dados (Ping Li, 2012).

Os modelos de classificação de dados baseados em árvores de regressão podem ser exemplificados da seguinte forma: a partir de um conjunto de características, cujo papel na classificação de uma dependente é desconhecido, analisa-se o papel individual de cada parâmetro como classificador um determinado conjunto de dados. No segundo passo são testados seus papéis de forma cruzada, até que todas as possíveis combinações tenham sido testadas, para enfim determinar o papel de cada variável na classificação correta da variável que se deseja analisar, como ilustrado pela Figura 5.1, em que cada quadro representa um variável a ser testada no modelo, as variáveis em teste em cada etapa são marcadas por preto.

Figura 5.1. Processo de classificação binária



Fonte: Molina *et al.* (2002)

Para estimar os escores e o grau de eficiência de cada parâmetro, assim como replicá-los e obter a probabilidade de cartel para cada um dos municípios a partir da análise conjunta de cada parâmetro, neste capítulo serão usadas às técnicas Logit, Análises de Discriminante Logística e o modelo Boost-Logit[®], todos estimadas dentro do ambiente STATA[®].

5.2.2 NATUREZA DOS DADOS

Os dados apresentados nesta seção, são derivados dos resultados das metodologias apresentadas nos capítulos 3 e 4, em conjunto com evidências quanto a cartéis em postos apresentadas no capítulo 2. Particularmente, a variável dependente foi construída associando

os processos de cartel condenados pelo CADE a estatísticas consideradas próprias de cartel, sendo uma variável binária, em que zero representa os períodos concorrenciais e um os períodos de cartel. Para a classificação da variável binária *cartel*, foi considerado como 1 os períodos considerados cartéis da união de resultados estabelecidos nos capítulos 3 e 4 (Quadro 5.1), e os demais períodos concorrência, mas, devido à falta de observações de períodos concorrenciais, foram incluídos os dados da cidade de São Paulo e os demais períodos das cidades analisadas. Como a soma de observações é relativamente baixa para dados concorrenciais, foram simuladas séries de preços no varejo para mercados concorrenciais que representam 96% das observações de concorrência da dependente, a Tabela 5.1 resume a dispersão dos valores da binária de cartel.

Quadro 5.1. Períodos considerados colusivos

Município	Período colusivo considerado	Resultados dos capítulos 2 e 3 quanto a cartel
Belo Horizonte	2001-2003 e 2007-2014	Fracas evidências de cartel, mas não foi descartado <i>a priori</i> como conluio.
Bauru	2001-2014	Elevadas evidências de cartel, principalmente antes de 2009.
Blumenau	2001-2014	Evidências franca para cartel entre 2004 a 2007 e 2011 a 2013
Brasília	2004-2014	Evidências de cartel mais persistentes a partir de 2006
Campinas	2001-2007 e 2012-2014	Indícios fracos para cartel em todo períodos, mas significativos antes de 2007 e após 2012.
Caxias do Sul	2005-2014	Mais evidentes para cartel a partir de 2005
Florianópolis	2003-2014	Maiores indícios de cartel entre 2004 e 2009.
Goiânia	2001-2014	Indícios de cartel em todo período, sendo mais consistentes a partir de 2007
Lages	2001-2014	Indícios mas fortes para cartel a partir de 2007
Londrina	2001-2014	Indícios fracos para cartel em todo período, sendo mais relevantes até 2004.
Manaus	2001-2014	Consistentes com cartel em todo período
Recife	2001-2014	Consistentes com cartel em todo período
Ribeirão Preto	2001-2014	Consistentes com cartel em todo período
Salvador	2001-2014	Consistentes com cartel a partir de 2006
Santa Maria	2001-2014	Consistentes com cartel em todo período
São Luís	2001-2014	Consistentes com cartel em todo período
Teresina	2001-2014	Maiores evidências de cartel a partir de 2004
Vitoria	2001-2012	Evidências mais relevante para cartel entre 2004 e 2012
São Paulo	2001-2014	Concorrencial em todo período
Simulações concorrenciais Brasileiras	2001-2014	Concorrencial em todo período

Fonte: Elaboração própria

Tabela 5.1. Distribuição de frequência da dependente.

Comportamento	Frequência	%	% acumulado
Concorrência	36.249	10,18	10,18
Cartel	11.091	3,12	13,3
Não observado	308.691	86,7	100
Total	356.031	100	

Fonte: Elaboração própria

As simulações foram feitas com base na equação de preços concorrenciais estabelecidas por Harrington e Chen (2006), com a inclusão de um choque normalmente distribuído com variância e parâmetros médios da equação estimados a partir dos dados de preços da cidade de São Paulo. Com o intuito de incorporar diferenças regionais e temporais que levam a imperfeições de mercado, mas não necessariamente causadas por cartéis, foi realizado um segundo grupo de simulações. Nele, as equações de preços foram estimadas com base em uma estrutura de dados em painel com Efeitos Fixos Interativos como proposto por Bai (2009), além do choque aleatório, para todas as capitais. Por ser a série de preços um painel de séries de tempo longo, suas estimações estão sujeitas aos mesmos problemas de séries de tempo. Para estes casos, é necessário incluir no modelo correções para correlação serial dos resíduos e a abordagem proposta de Bai (2009) permite a resolução deste problema sem alterar a estrutura das equações. Além disso, os efeitos sobre os preços captados pelo modelo, reduz de forma significativa o problema de omissão de variável, pois estes efeitos são resultados do mercado nacional como um todo, derivados da interação entre efeitos fixos e efeitos de tempo, não explicadas pelo custo, mais influentes nos preços finais.

As variáveis explicativas do cartel consideradas neste trabalho foram divididas em 2 grupos: o primeiro grupo são as estatísticas dos modelos de análise de preços apresentados nos capítulos 2 e 3; o segundo grupo de variáveis são os dados disponibilizados pela ANP quanto à variância dos preços nos postos e atacado, a margem de preços e os resíduos das estimações por Efeitos Fixos Interativos⁸⁰ para relação entre custos e preços ao consumidor para os dados de todos os municípios. O Quadro 5.2 traz uma descrição das variáveis com os pressupostos de sua utilização como filtro de cartel bem como sua ligação com os marcadores apresentados na seção 2.2.1 desta tese.

⁸⁰ Ver Bai (2009).

Quadro 5.2. Descrição das variáveis

Continua

Nome	Descrição e Construção	Marcador	Relação com a dinâmica de preços
<i>Cartel</i>	Dependente binária: 1 para cartel, 0 para concorrência. Baseada na análise de comportamento de preços . (Quadro 5.1, cap. 2 e 3) e relatórios de processos de cartel do CADE (Cap. 1)	n.a	A variável assume valores apenas para os casos de cartel e concorrência analisados e para simulações de concorrência.
α e β^A $\sigma(\alpha)$ $\sigma(\beta)$	São a constante, o parâmetro de custos e seus desvios padrão (SD) da equação de cointegração estimada em <i>rolling window</i> $\bar{p}c_{t[n]} = \alpha_{t[n]} + \beta_{t[n]}\bar{p}d_{t[n]} + \mu_{t[n]}$	5	A Inconstância dos parâmetros indica mudança de comportamento quanto a formação de preços e modifica a relação de longo prazo.
<i>ARI</i> , $Pv(ARI=0)$, <i>R_cons</i> , γ , $Pv(\gamma = 0)$	Parâmetro autorregressivo, constante e parâmetro de da diferença do logaritmo do custo (γ) da equação dos preços, e p-valor do teste de significância do parâmetro em relação ao modelo ARIMA(1,1,0): $\Delta \log(\bar{p}c_{t[n]}) = \text{const}_{t[n]} + \gamma_{t[n]}\Delta \log(\bar{p}d_{t[n]}) + AR(1) + \xi_{t[n]}$	5	Abordagem alternativa incorpora dependência de preços passados, pois forte dependência dos preços passados ao invés de custos presentes é inconsistente com o mercado competitivo. Além de inconstância dos parâmetros quanto à formação de preços tem as mesmas implicações.
<i>EG, Ban, JH e Bos</i> ^B	P-valor dos testes de cointegração aplicados, Engle-Granger (EG), Banerjee (Ban), Johansen (JH) e Boswijk (Bos).	6	A variável pode ser significativa por cointegração ser um resultado esperado entre custos e preços quando o mercado é concorrencial. Pela correlação entre os parâmetros apenas os resultados de dos testes de Banerjee e Johansen não foram incluídos no modelo.
<i>Fctar</i>	Estatística do teste de cointegração threshold.	6	
ρ^+ ρ^- $\sigma(\rho^+)$ $\sigma(\rho^-)$	Parâmetro e seus SD do vetor de cointegração threshold. $\Delta \bar{p}c_{t[n]} = \rho_{t[n]}^+ I_{t[n]-1} \mu_{t[n]-1} + \rho_{t[n]}^- (1 - I_{t[n]-1}) \mu_{t[n]-1} + \dots + \varepsilon_{t[n]}$	4	A simetria nos ajustamentos de preços em relação a custos é um resultado esperado de mercados concorrenciais.
<i>Fttar</i>	Estatística do teste de assimetria ECM threshold para: $\rho_{t[n]}^+ = \rho_{t[n]}^-$.	4	
<i>arch Aarch garch arch_const</i>	Parâmetros do modelo variância temporais estimados a partir dos resíduos do modelo ARIMA(1,1,0).	1	A inconstância dos parâmetros mostra períodos com diferentes padrões comportamentais quanto à formação de preços.
<i>probon</i>	Probabilidade de pertencer ao modelo mais próximo do concorrencial de acordo com os resultados do modelo de	3	Quebras estruturais não explicadas ao longo do tempo, são um indicativo de ser o mercado

	cointegração markoviano.		tomado por decisões de preços que fogem as relações de custo.
M_{PvcaoI}^C SD_{PvcaoI}	P-valor do teste de quebra estrutural aditiva no período ^D .	3	
M_{coefcc}^E SD_{coefcc}	Média e SD nas ultimas 13 semanas do Coeficiente de variação de preços entre postos (coefcc). O coefcc é o desvio padrão dos preços nos postos dividido pelo preço médio entre postos na semana de referência: $\sigma(pc_i)/\bar{pc}$.	2	A variância baixa entre firmas no mesmo período é esperada ser um indicativo de colusão principalmente pelo fato de firmas em cartel tomarem decisões em conjuntos. Neste caso, a decisão conjunta leva a um intervalo pequeno para diferir preços entre elas.
M_{coefdd} SD_{coefdd}	Média e SD nas ultimas 13 semanas do Coeficiente de variação de preços entre distribuidoras (coefdd). Coeficiente de variação de preços entre distribuidoras é o desvio padrão dos preços pagos pelos postos a distribuidora dividida pelo preço médio da distribuidora na semana de referência: $\sigma(pd_i)/\bar{pd}$.	2	Apesar do indicador não ser relativo ao mercado varejista ele é para o setor atacadista e mostra-se um Parâmetro estrutural de concorrência, pois a baixa concorrência nos setores a montante pode levar a cartel no setor a jusante.
$M_{margempc}$ $SD_{margempc}$	Média e SD nas ultimas 13 semanas da margem média de lucro bruta: $margempc = \frac{\bar{pc} - \bar{pd}}{\bar{pc}}$, sendo esta é uma aproximação do índice de Lerner dado por: $\frac{\bar{p} - \bar{cmg}}{\bar{p}}$.	1 e 5	Margens elevadas e de variância elevada ao longo do tempo indica poder de mercado ou cartel. São uma alternativa as análises de variância e precificação mais complexas.
M_{resid} SD_{resid}	Média e SD nas ultimas 13 semanas dos resíduos da relação de preços e custos estimada por efeitos interativos, dada por: $p_{i,t} = \beta_{1,t} + \beta_{2,t}c_{i,t} + TF_t + IF_i + resid_{i,t}$ onde $\beta_{1,t}$ e $\beta_{2,t}$ são os parâmetros do modelo, TF_t e IF_i são respectivamente os efeitos fixos de tempo e município resultantes da interação do modelo, e $resid_{i,t}$ o resíduo da equação.	1 e 6	Resíduos médios diferentes de zero ou com variância elevada indica poder de mercado ou cartel e são uma alternativa simples as análises de variância e cointegração mais complexas.

Fonte: Elaboração própria

Nota: ^A parâmetro beta e sua variância foram excluídos por apresentarem uma alta correlação com o parâmetro alfa e sua variância. ^B Pela existência de correlação entre os valores dos testes de cointegração, as estatísticas entre os testes, os testes de Johansen (JH) e Banerjee (Ban) não foram incluída no modelo. ^C M_ e SD_ representam média móvel e variância das 13 últimas semanas do período de análise. ^D Ver: Clemente *et al.* (1998) e Perron e Vogelsang (1992). ^E Coeficiente de variação de preços difere parcialmente dos apresentados pela ANP (2015): primeiro, pelo coeficiente da ANP ser dividido pelos custos médios e não pelos preços médios, segundo, os dados da ANP consideram apenas a semana da pesquisa, o que poderia levar ao viés derivada da seleção da amostra na semana.

Os dados que poderiam apresentar viés por amostra ou apresentavam choques injustificáveis persistentes foram analisados segundo uma média móvel de 13 semanas (prefixados com M), com intuito de obter parâmetros menos sujeitos a fortes variações na semana de análise de forma injustificada. Para estes parâmetros, também foi considerada sua variância ao longo das 13 semanas (prefixados com SD).

Todas as variáveis cujos valores não estavam limitados ao intervalo entre 0 e 1 foram padronizadas segundo um dos critérios:

1. Se a dispersão dos parâmetros concorrenciais está em uma extremidade da dispersão dos dados, a padronização foi feita segundo a Equação 5.1:

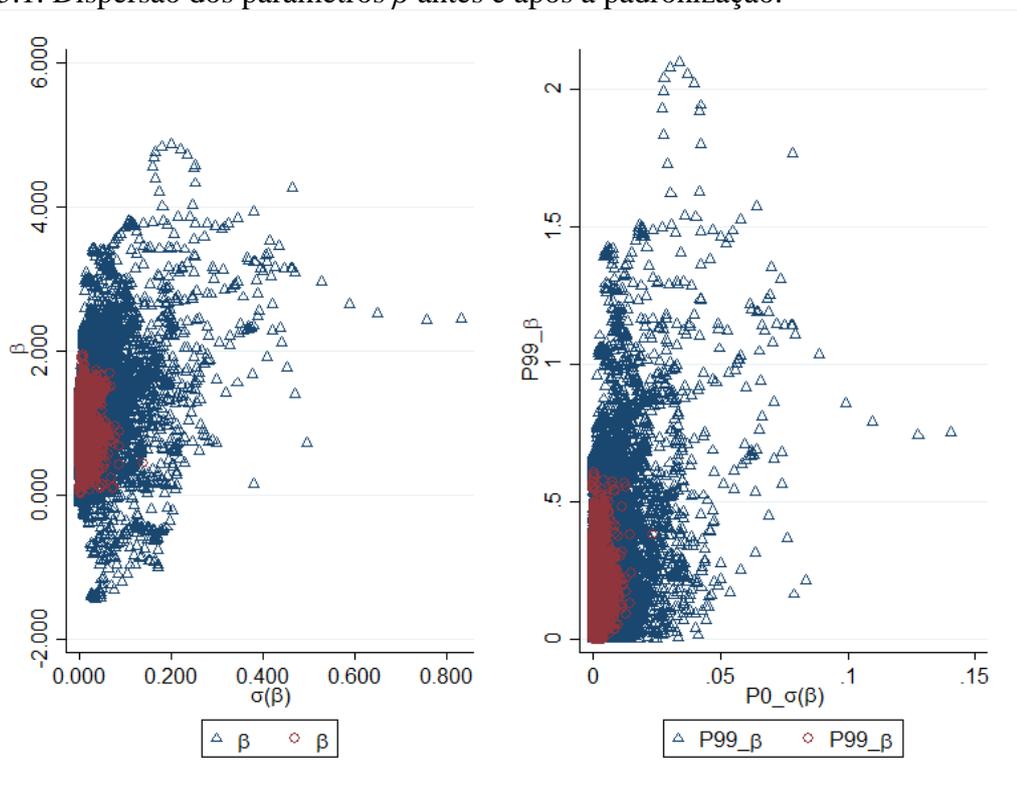
$$P0_var_i = \frac{var_i - \min\{var_i\}}{\max\{var_i\} - \min\{var_i\}} \quad \text{Equação 5.1}$$

i.e. a variável padronizada é uma dispersão proporcional da variável original em que seu mínimo é igual a zero e o máximo igual a um.

2. Se a dispersão dos parâmetros concorrenciais obtidos foi centralizada na dispersão da variável padronizada, segundo a Equação 5.2:

$$P99_var_i = \frac{|var_i - \text{mediana}\{var_i | \text{cartel} = 0\}|}{p99\{|var_i - \text{mediana}\{var_i | \text{cartel} = 0\}|\}} \quad \text{Equação 5.2}$$

i.e. o valor padronizado ($P99_var_i$) é igual ao valor absoluto da variável reduzida de sua mediana quando o mercado é concorrencial, sendo este resultado dividido pelo percentil 99 (p99) do valor resultante da variável menos sua mediana concorrencial. O objetivo desta transformação é colocar as estatísticas dos mercados considerados competitivos próximos de 0, e 99% dos valores da variável entre 0 e 1 o que exclui valores extremos da padronização. Devido à existência de valores extremos muito elevados, outra modificação na variável foi a restrição de um máximo igual a 20 vezes o percentil 99 da variável. A padronização em torno da mediana dos dados competitivos permite separar valores médios de mercados concorrenciais de mercados colusivos considerados potencialmente iguais, quando suas distribuições são relativamente diferentes (Gráfico 5.1).

Gráfico 5.1. Dispersão dos parâmetros β antes e após a padronização.

Fonte: Elaboração própria

Nota: β é a parâmetro de custos na equação de longo prazo na cointegração. Círculos claros representam dados do mercado competitivo e os triângulos escuros os do mercado colusivo.

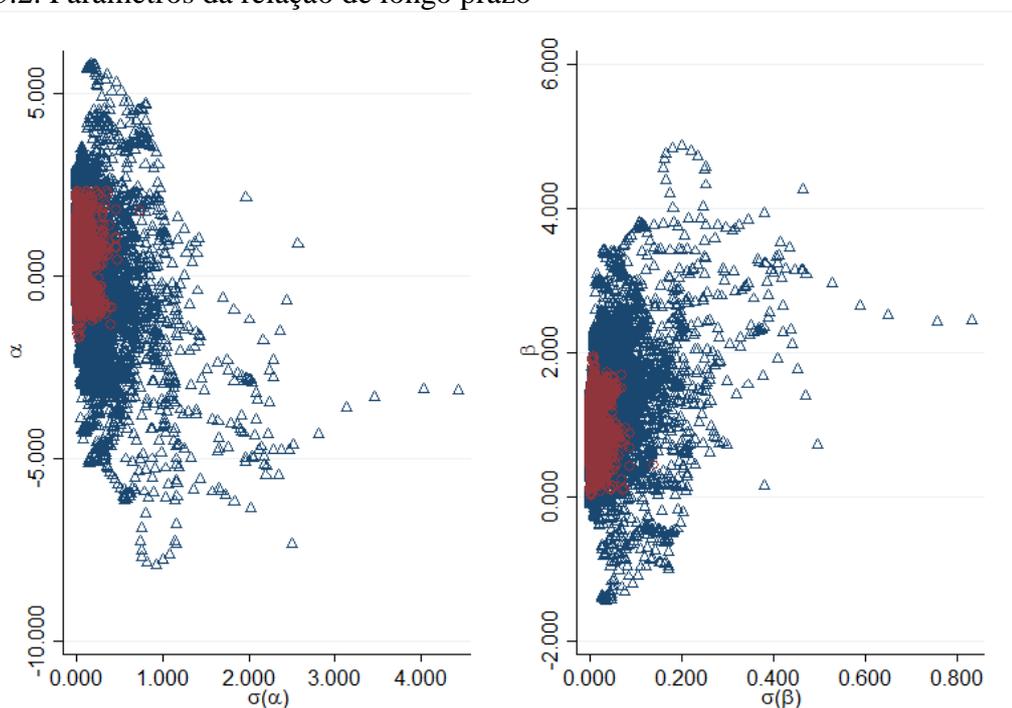
A rigor, a afirmação direta sobre o cartel não pode ser feita apenas pela análise destes dados. Mas, mesmo não sendo indicados para provar a existência de cartel, eles são eficientes em separar quais mercados um estudo aprofundado sobre o cartel é necessário e em quais ele pode ser dispensado. Apesar das limitações destes dados, os resultados estão dentro do objetivo deste estudo, sendo o de reduzir o conjunto de possíveis candidatos à investigação mais profunda e, portanto, minimizar os custos de identificar cartel, por meio do ranqueamento dos mercados mais prováveis para tal comportamento. A próxima seção apresenta para as duas etapas (com e sem dados simulados respectivamente), os resultados estimados para filtrar cartel no mercado de combustíveis do Brasil.

5.3 RESULTADOS

5.3.1 MODELO COM DADOS SIMULADOS

Apesar da padronização dos dados ser importante para melhor diferenciar dados de comportamentos concorrenciais de colusivos, mesmo antes da padronização é possível visualizar as diferenças entre as naturezas competitivas dos mercados em alguns parâmetros. No caso dos parâmetros da relação de longo prazo, estas características são relativamente evidentes e vão ao encontro com o proposto pela teoria (Gráfico 5.2). Enquanto em um mercado concorrencial é esperado que os parâmetros alpha fiquem em torno de zero e o beta em torno de um, a dispersão dos dados para mercados colusivos é relativamente maior, principalmente quando associada com a variância dos parâmetros.

Gráfico 5.2. Parâmetros da relação de longo prazo

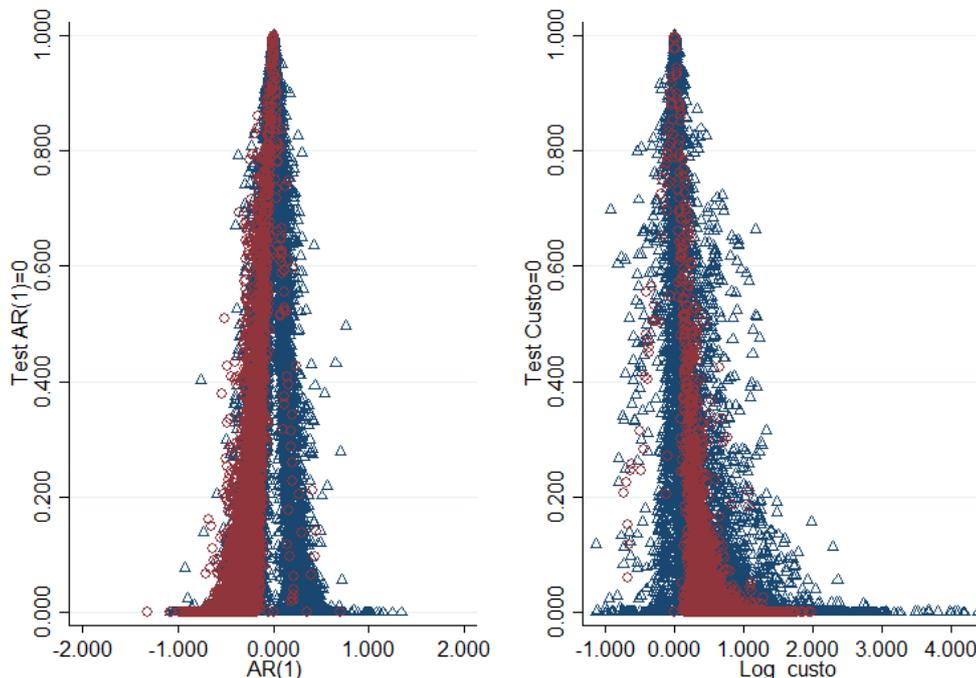


Fonte: Elaboração própria

Estes mesmos resultados são evidentes nos parâmetros do modelo ARIMA(1,1,0) (Gráfico 5.3). No mercado concorrencial os parâmetros AR(1) são na maioria negativos e os parâmetros de custo positivos, enquanto no mercado colusivo existe uma dispersão elevada dos ambos os parâmetros. No caso dos parâmetros de dispersão de preços, similares aos

divulgados pela ANP⁸¹, mesmo tendo médias relativamente próximas, apresentam uma dispersão relativamente maior do desvio padrão destes elementos nos trimestres para mercados colusivos em relação a mercados concorrenciais.

Gráfico 5.3. Parâmetros do modelo ARIMA

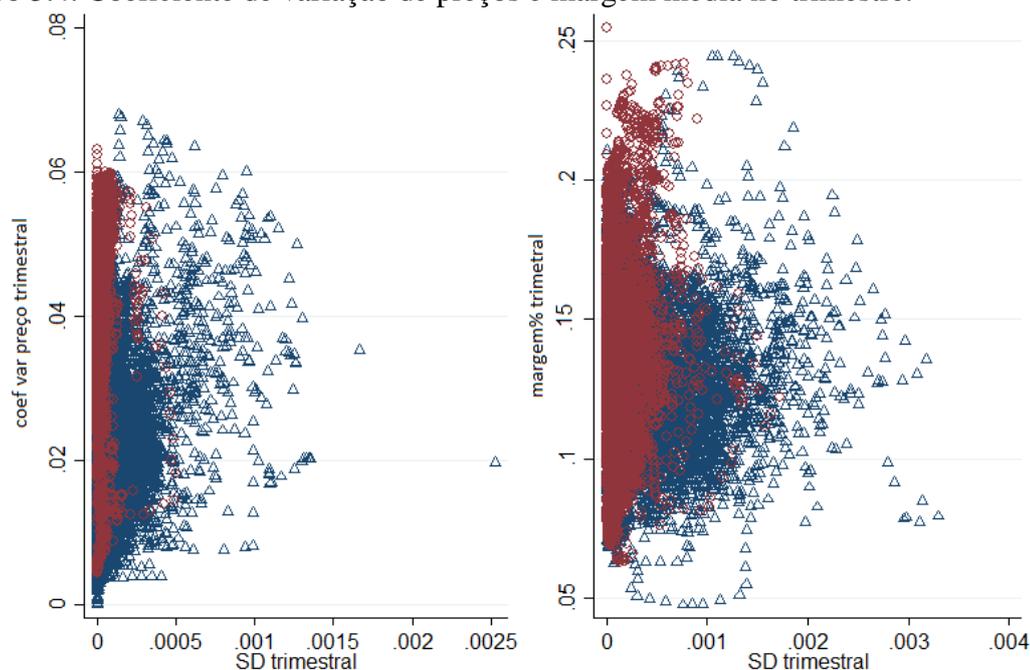


Fonte: Elaboração própria

Além das características mais evidentes em relação aos que relacionam custo e preço, existem diversas outras diferenças evidenciadas nos parâmetros analisados. A Tabela 5.2 resume as estatísticas que diferenciam mercado concorrenciais de mercado colusivo para as variáveis padronizadas que serão utilizadas no primeiro modelo. Pelos dados, é possível comparar as médias e dispersões de cada parâmetro para cada um dos diferentes estados da variável dependente. Um exemplo é o parâmetro de assimetria, que no mercado concorrenciais tem média igual a 0.068 e variância de 0.116 enquanto nos dados de cartel este valor é quase o dobro (0.112 e 0.203 respectivamente), e tem ainda uma média mais discrepante quando comparado com os valores de todo o mercado analisados (0.203). Apesar das diferenças das médias para cada valor assumido pela dependente, cabe lembrar que os dados simulados também influenciam nestes resultados, o que aumenta a diferença entre os estados analisados.

⁸¹ O coeficiente de variação divulgado pela ANP é desvio padrão dos preços no município dividido pelo preço no atacado e a margem bruta é preço menos custo.

Gráfico 5.4. Coeficiente de variação de preços e margem média no trimestre.



Fonte: Elaboração própria

Tabela 5.2. Resumo das variáveis usadas com simulações

<i>Parâmetros</i>	<i>Concorrência</i>		<i>Cartel</i>		<i>Todos os mercados</i>	
	<i>Média</i>	<i>SD</i>	<i>Média</i>	<i>SD</i>	<i>Média</i>	<i>SD</i>
<i>P99_α</i>	0.091	0.109	0.231	0.254	0.124	0.166
<i>P0_σ(α)</i>	0.001	0.001	0.005	0.008	0.001	0.004
<i>P99_t(β = 0)</i>	0.368	0.754	0.118	0.049	0.309	0.669
<i>P0_ρ⁺</i>	0.705	0.002	0.706	0.001	0.705	0.002
<i>P0_ρ⁻</i>	0.384	0.014	0.395	0.006	0.387	0.014
<i>P0_σ(ρ⁺)</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>P0_σ(ρ⁻)</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>P0_EG</i>	0.894	0.019	0.903	0.016	0.896	0.019
<i>P0_Bos</i>	0.011	0.009	0.008	0.007	0.010	0.009
<i>P0_arch</i>	0.021	0.000	0.021	0.000	0.021	0.000
<i>P0_Aarch</i>	0.675	0.004	0.675	0.001	0.675	0.003
<i>P0_garch</i>	0.469	0.237	0.466	0.204	0.468	0.230
<i>P0_arch_const</i>	0.139	0.005	0.150	0.036	0.141	0.018
<i>P99_Fctar</i>	0.475	0.341	0.674	0.322	0.522	0.347
<i>P99_Fttar</i>	0.068	0.116	0.112	0.203	0.078	0.143
<i>P99_γ</i>	0.180	0.119	0.412	0.300	0.235	0.204
<i>P99_R_cons</i>	0.070	0.091	0.258	0.349	0.114	0.203
<i>P99_ARMA1</i>	0.120	0.094	0.398	0.245	0.185	0.187
<i>M_caoIPv</i>	0.289	0.249	0.130	0.189	0.252	0.246
<i>SD_caoIPv</i>	0.042	0.045	0.030	0.046	0.039	0.046
<i>probon</i>	0.855	0.184	0.653	0.271	0.808	0.225
N	36249		11091		47340	

Fonte: Elaboração própria

Os resultados do modelo inicial foram condizentes com o esperado já que a dependente é baseada nos parâmetros e sua dispersão para cada município. O objetivo aqui não é identificar quais parâmetros explicam cartel, já que todos eles foram estabelecidos *a priori* como meio de identificar cartel, mas como um conjunto de parâmetros pode ser reduzido a um único indicador de cartel para os demais mercados. Exclui-se, portanto, a necessidade de analisar cada parâmetro individualmente para chegar a uma conclusão. Pela Análise de Discriminante a divergência entre os dados classificados e os resultados de modelo foi pequena, mostrando ser adequada a classificação dos dados de colusão (Tabela 5.3).

Tabela 5.3. Dados classificados para estimação

Comportamento	Classificados pelo modelo de Discriminante logístico			
		Concorrência	Cartel	Total
Classificados <i>a priori</i>	Concorrência	33,848	2,401	36,249
	%	93.38	6.62	100
	Cartel	955	10,136	11,091
	%	8.61	91.39	100
	Total	34,803	12,537	47,340
	%	73.52	26.48	100
	pesos	0.5	0.5	

Fonte: Elaboração própria

Para cada marcador considerado, houve ao menos dois elementos significantes para o comportamento de cartel (Tabela 5.4). A ausência de significância de alguns parâmetros pode ser explicada por existir parâmetros que tenham o mesmo papel para determinado fator. No modelo inicial não foram usados os resultados do modelo Boost-Logit, pois apesar de em termos de eficiência ser o melhor modelo de classificação, seu grau de eficiência leva a separar dados simulados de dados reais, e não dados concorrenciais de dados colusivos. Para estimar o Boost-Logit é necessário extrair dados simulados de dados reais, sendo necessárias tanto observações que indiquem potenciais mercados colusivos quanto concorrenciais.

Tabela 5.4. Resultado do modelo com simulações

Marcador	Variáveis	Logit		Boost-Logit	
		Escores	SD	Influência no indicador	Máximo poder de predição
Inconsistência e instabilidade nos parâmetros de precificação	$P99_{\alpha}$	3,210***	(0,2157)	0,739%	38,819%
	$P0_{\sigma(\alpha)}$	222,7***	(15,301)	3,665%	32,470%
	$P99_{t(\beta = 0)}$	-2,336***	(0,3649)	0,675%	40,581%
	$P99_{\gamma}$	3,505***	(0,1339)	18,204%	50,783%
	$P99_{R_{cons}}$	1,498***	(0,1469)	1,231%	35,697%
	$P99_{ARMA1}$	6,319***	(0,1595)	5,320%	58,933%
Cointegração	$P0_{EG}$	-6,733***	(1,7561)	0,414%	11,965%
	$P0_{Bos}$	21,04***	(4,0246)	0,150%	14,975%
	$P99_{fctar}$	1,079***	(0,0891)	0,620%	20,686%
Assimetria	$P0_{\rho^+}$	241,5***	(18,133)	2,043%	17,740%
	$P0_{\rho^-}$	62,88***	(3,0493)	18,383%	24,725%
	$P0_{\sigma(\rho^+)}$	-767,322***	(30,089)	15,048%	47,497%
	$P0_{\sigma(\rho^-)}$	-710,213***	(113,805)	2,433%	32,854%
	$P99_{fttar}$	-0,271*	(0,1601)	0,295%	24,390%
Variância temporal	$P0_{Aarch1}$	4,748***	(258,76)	0,567%	17,286%
	$P0_{Aarch2}$	1,062	(5,3222)	0,107%	9,018%
	$P0_{garch}$	1,370***	(0,1128)	0,175%	21,427%
	$P0_{arch_{const}}$	54,71***	(2,9560)	0,246%	18,671%
Mudanças estruturais	M_{caoIPv}	1,081***	(0,1560)	6,794%	12,223%
	SD_{caoIPv}	0,325	(0,6058)	7,496%	5,875%
	$probon$	-4,359***	(0,1107)	15,394%	37,922%
	$Constant$	-295,9***	(14,415)		
Pseudo R ²		72,40%			
R ² teste				85,43%	

Fonte: Elaboração própria

Nota: SD entre parênteses. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Os parâmetros de precificação juntamente com os parâmetros de assimetria foram os mais significativos para explicar e classificar comportamento colusivo, considerando dados simulados. Apenas os parâmetros de variância temporal e cointegração foram pouco representativos, o que não deve melhorar quando considerados apenas mercados reais. Os parâmetros de mudança estruturais, especialmente o de probabilidade Markoviana, foram bem representados nas estimações.

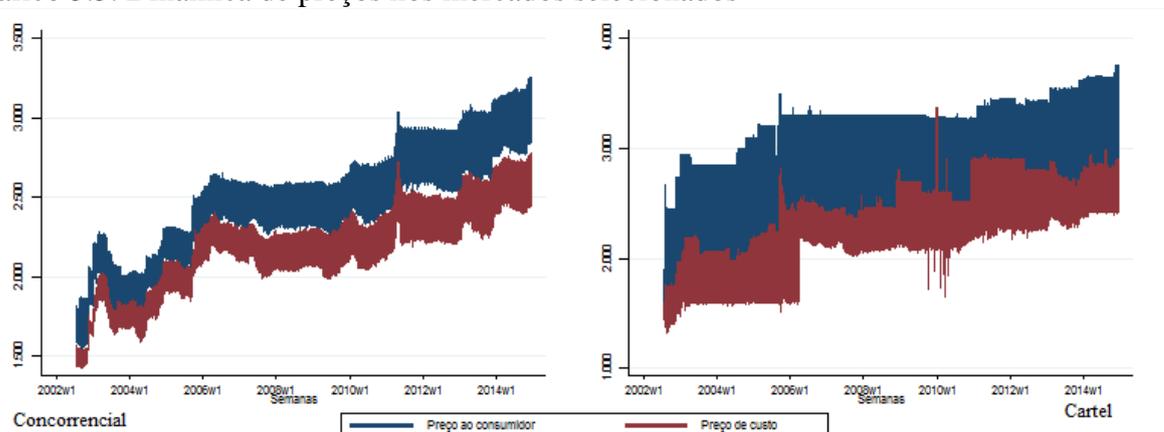
A partir dos resultados dos modelos foram selecionadas 32 cidades cujos mercados apresentaram maior probabilidade de serem concorrenciais e 34 cidades com maior probabilidade de apresentarem cartel no mercado de gasolina incluindo as 18 cidades com postos condenados por cartel pelo CADE, por serem uma fonte mais confiável da existência do cartel. O número de cidades escolhidas para cada grupo teve como intuito manter a proporcionalidade entre cada grupo de informações, e incluir uma maior diversidade de

mercados regionais. As cidades selecionadas para concorrencial e colusivo são apresentadas no Apêndice 5. Os resultados destas cidades servem para permitir uma melhor classificação dos dados por modelos consistentes sem depender dos dados simulados, que podem ser fracos e levar a separação inconsistente com os com o esperado. Para garantir que as cidades foram uma escolha correta do modelo, os dados de cada cidade foram avaliados individualmente para identificar se a caracterização do comportamento do modelo foi realmente demonstrada nos dados. A próxima seção apresenta um resumo dos dados destas cidades conjuntamente com as estimações do modelo sem dados simulados.

5.3.2 MODELO SEM DADOS SIMULADOS

As cidades classificadas como concorrenciais apresentaram comportamento similar aos dados simulados com um aumento na dispersão dos resultados. Em relação às dinâmicas de preço, os preços nos mercados considerados competitivos foram relativamente próximos de uma função linear dos seus custos, enquanto os preços de mercados considerados colusivos foram mais dispersos e sujeitos a choques inexplicáveis pelos custos, como esperado (Gráfico 5.5).

Gráfico 5.5. Dinâmica de preços nos mercados selecionados

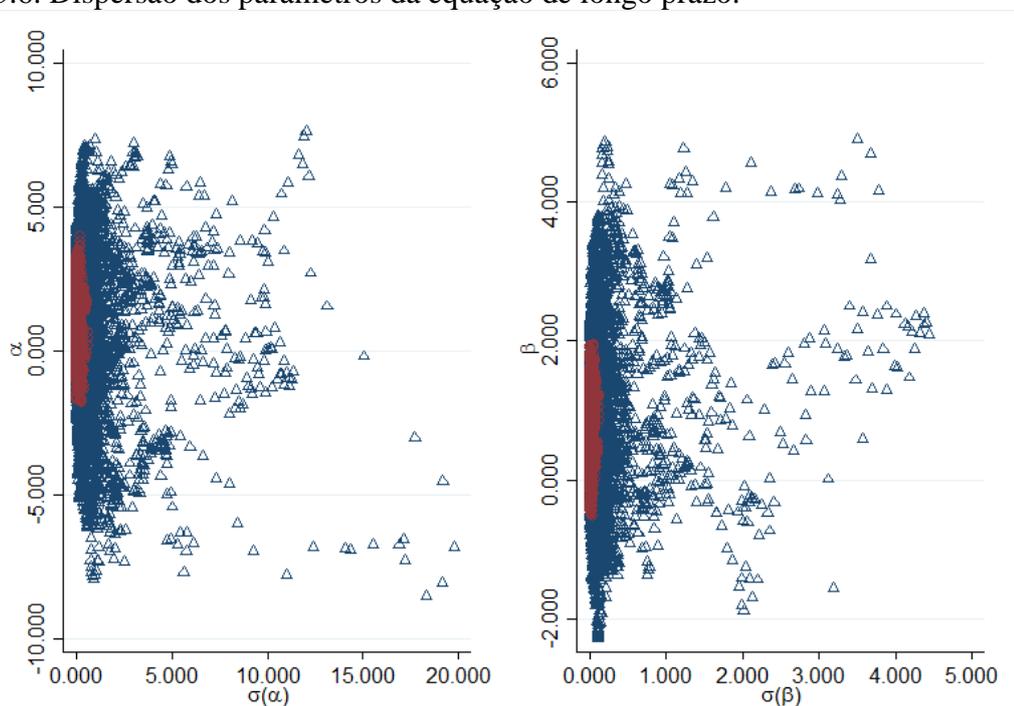


Fonte: dados da ANP (2015)

Em relação aos parâmetros de longo prazo, assim como nos dados simulados, foram evidentes as diferenças entre os mercados concorrenciais e os colusivos, mesmo tendo sua dispersão relativamente mais elevada dos dados em relação aos dados simulados (Gráfico

5.6). Apesar do parâmetro *alfa* e *beta* não ter seguido pontualmente as restrições esperadas para um mercado estritamente concorrencial, como nos dados simulados, eles são melhores indicadores de concorrência por serem capazes de captar imperfeições de mercado que levariam a uma falsa impressão de cartel.

Gráfico 5.6. Dispersão dos parâmetros da equação de longo prazo.



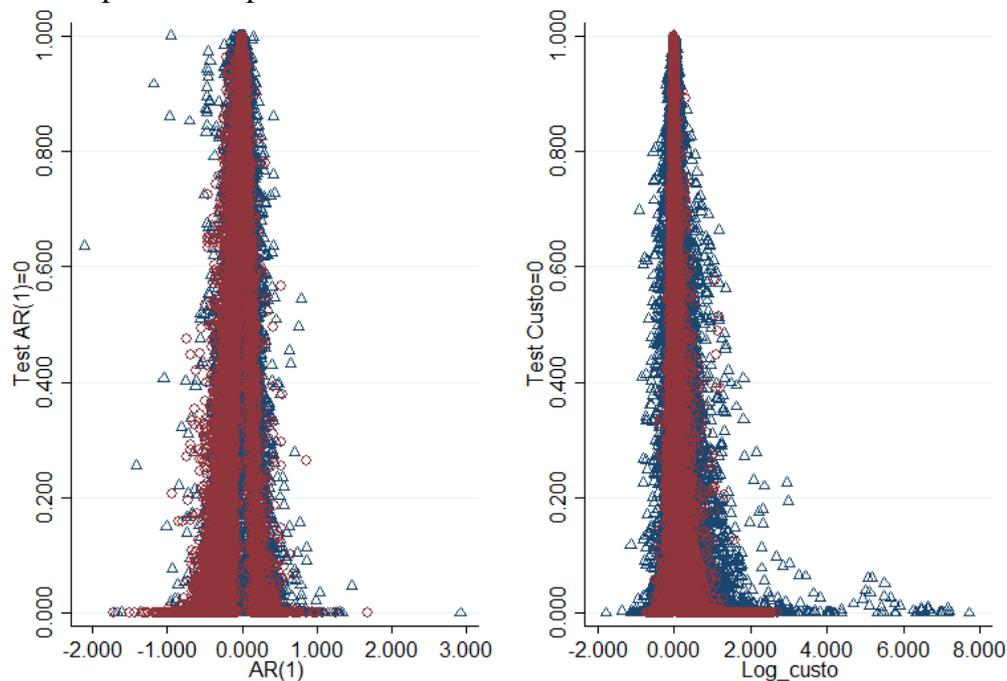
Fonte: Elaboração própria

As dispersões dos parâmetros AR1 e de custo do modelo ARIMA(1,1,0), no entanto, não mostram tanta diferença entre os dados de mercados competitivos e os dados de mercados colusivos, apesar de uma diferença na variância entre os grupos (Gráfico 5.7). Os resultados sugerem que os cartéis apresentam poucas diferenças nestes parâmetros, quando comparados aos mercados concorrenciais. Isto já seria um possível fator que poderia reduzir o papel deste parâmetro para classificar cartel no modelo final.

Os parâmetros de variância de preços entre postos e da margem de lucro percentual (Gráfico 5.8) também permitiram uma diferenciação entre mercados competitivos e colusivos. Particularmente, uma maior variação de preços entre postos e uma menor margem e variância da margem foram associadas a comportamentos competitivos. Os resultados sugerem que o indicador divulgado pela ANP é relativamente relevante, apesar de ser recomendável algumas modificações no seu cálculo para torná-lo mais consistente. Isto porque a margem bruta é proporcional ao custo, de forma que em um mercado de dimensões e divergências de custo

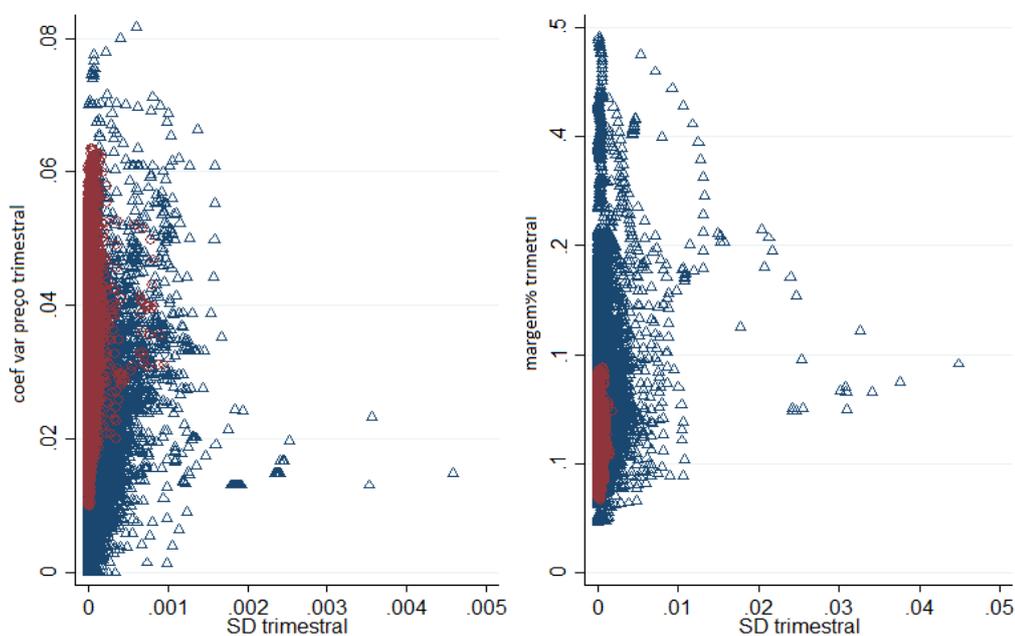
elevadas, a margem bruta é um indicador fraco. Este indicador pode ser melhorado, se considerado em termos percentuais (em uma estrutura semelhante ao índice de Lerner), em conjunto com sua variância ao longo do tempo.

Gráfico 5.7. Dispersão dos parâmetros do modelo ARIMA



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 5.8. Coeficiente de variação de preços e margem percentual.



Fonte: Elaboração própria

A Tabela 5.5 resume as estatísticas que diferenciam mercado concorrencial de mercado colusivo para as variáveis padronizadas que serão utilizadas no segundo modelo. Cada variável foi novamente padronizada considerando a nova classificação de mercados concorrenciais e colusivos. Pelos dados é possível comparar as médias e dispersões de cada parâmetro para cada um dos diferentes estados da variável dependente. Como exemplo, o parâmetro de custo em diferenças $P99_\gamma$ tem média e variância diferentes entre o mercado concorrencial (respectivamente 0.285 e 0.229) e o colusivo (respectivamente 0.415 e 0.390), a variância maior seria um indício de que este parâmetro está sujeito a mais choques quando o mercado é colusivo.

Tabela 5.5. Resumo das variáveis do modelo

Parâmetros	Concorrência		Cartel		Total	
	Média	SD	Média	SD	Média	SD
$P99_\alpha$	0.138	0.129	0.313	0.296	0.222	0.241
$P0_\sigma(\alpha)$	0.000	0.001	0.003	0.009	0.002	0.007
$P99_t(\beta = 0)$	0.229	0.364	0.121	0.118	0.177	0.281
$P0_\rho^+$	0.706	0.002	0.706	0.003	0.706	0.003
$P0_\rho^-$	0.393	0.008	0.394	0.007	0.394	0.008
$P0_\sigma(\rho^+)$	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004
$P0_\sigma(\rho^-)$	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000	0.005
$P0_{EG}$	0.905	0.015	0.903	0.018	0.904	0.017
$P0_{Bos}$	0.007	0.006	0.007	0.008	0.007	0.007
$P0_{Aarch1}$	0.021	0.000	0.021	0.004	0.021	0.003
$P0_{Aarch2}$	0.675	0.005	0.675	0.001	0.675	0.004
$P0_{garch}$	0.474	0.218	0.450	0.205	0.463	0.212
$P0_{arch_co\sim t}$	0.139	0.007	0.153	0.050	0.146	0.035
$P0_M_{coefcc}$	0.340	0.090	0.171	0.110	0.259	0.130
$P0_M_{coefdd}$	0.126	0.036	0.095	0.055	0.111	0.049
$P0_{SD_{coefcc}}$	0.004	0.007	0.014	0.025	0.009	0.019
$P0_{SD_{coefdd}}$	0.004	0.005	0.008	0.019	0.005	0.014
$P99_{fctar}$	0.184	0.238	0.172	0.473	0.178	0.370
$P99_{fttar}$	0.111	0.226	0.113	0.275	0.112	0.251
$P99_\gamma$	0.285	0.229	0.415	0.390	0.347	0.323
$P99_R_{cons}$	0.117	0.147	0.257	0.394	0.184	0.301
$P99_{ARI}$	0.302	0.224	0.352	0.243	0.326	0.235
$P99_M_{margempc}$	0.143	0.105	0.345	0.329	0.239	0.260
$P99_M_{resid}$	0.167	0.136	0.346	0.296	0.253	0.244
$P99_{SD_{margempc}}$	0.034	0.065	0.233	0.474	0.129	0.345
$P99_{SD_{resid}}$	0.019	0.036	0.255	0.514	0.132	0.375
M_{caoIPv}	0.128	0.186	0.114	0.177	0.121	0.182
SD_{caoIPv}	0.030	0.045	0.028	0.044	0.029	0.045
$probon$	0.560	0.368	0.538	0.284	0.550	0.331
N	20559		18824		39383	

Fonte: Elaboração própria

A classificação por Análise de Discriminantes foi mais correta aqui que na classificação com dados simulados (Tabela 5.6). Possivelmente, a retirada dos dados simulados contribuiu para isto, e mostra que a classificação adotada posteriormente ao primeiro modelo é mais adequada para ranquear mercados de acordo como o tipo de comportamento no varejo de combustíveis.

Tabela 5.6. Dados classificados para estimação

Comportamento	Classificados pelo modelo de discriminante logístico			Total
	Concorrência	Cartel		
Classificados <i>a priori</i>	Concorrência	19,777	782	20,559
	%	96.2	3.8	100
	Cartel	1,066	17,758	18,824
	%	5.66	94.34	100
	Total	20,843	18,540	39,383
	%	52.92	47.08	100
	Pesos	0.5	0.5	

Fonte: Elaboração própria

A grande diferença do segundo modelo em relação ao primeiro é a possibilidade de classificar cada indicador individualmente ou no conjunto de acordo com sua relevância na probabilidade de inferir sobre cartel, além de criar um novo indicador baseado no conjunto de parâmetros analisados. Para o modelo sem dados simulados, os escores dos conjuntos de marcadores apresentaram diferenças significativas, com perda de significância de alguns elementos (Tabela 5.7).

Tabela 5.7. Resultado do modelo sem dados simulados.

continua

Marcador	Variável	Logit		Boost-Logit	
		Escore	SD	Influência no indicador	Máximo poder de predição
Inconsistência e instabilidade nos parâmetros de precificação	P99_α	3.639***	(0.1819)	0.455%	13.593%
	P0_σ(α)	507.3***	(29.5533)	3.330%	10.712%
	P99_t(β = 0)	-2.396***	(0.1455)	0.248%	8.631%
	P99_γ	0.881***	(0.1056)	0.049%	8.228%
	P99_R_cons	1.605***	(0.1487)	0.123%	8.770%
	P99_AR1	0.102	(0.1112)	0.002%	6.098%
Cointegração	P0_EG	-8.831***	(1.8336)	0.008%	0.000%
	P0_Bos	-6.127	(4.5251)	0.049%	1.229%

					Conclusão
	P99_fctar	-0.0998	(0.1108)	0.005%	5.175%
Assimetria	P0_ρ ⁺	-91.76***	(22.1031)	0.048%	2.498%
	P0_ρ ⁻	28.72***	(3.8073)	0.009%	3.180%
	P0_σ(ρ ⁺)	-63.60	(55.4895)	1.451%	15.077%
	P0_σ(ρ ⁻)	-2.142	(132.8706)	0.016%	7.767%
	P99_fttar	0.195	(0.1481)	0.030%	2.830%
Variância temporal	P0_arch	642.5***	(135.5054)	0.006%	2.416%
	P0_Aarch	31.94	(37.7664)	0.008%	2.722%
	P0_garch	0.372***	(0.1295)	0.003%	2.173%
	P0_arch_const	36.66***	(3.5960)	0.226%	1.171%
Mudanças estruturais	M_cao1Pv	-0.243	(0.2114)	0.007%	0.854%
	SD_cao1Pv	-0.249	(0.7952)	0.030%	0.096%
	probon	0.488***	(0.0742)	12.734%	18.082%
Alternativos de variância temporal e estabilidade de parâmetros e cointegração	P99_M_margempc	6.950***	(0.1850)	7.446%	7.839%
	P99_SD_margempc	-5.011***	(0.4626)	0.033%	18.636%
	P99_M_resid	3.332***	(0.1628)	2.000%	10.567%
	P99_SD_resid	21.06***	(0.6594)	26.534%	24.269%
Variância entre postos	P0_M_coefcc	-25.70***	(0.3759)	42.336%	58.115%
	P0_SD_coefcc	33.53***	(3.2796)	0.657%	4.781%
Competição a montante	P0_M_coefdd	-22.70***	(0.7381)	2.153%	3.788%
	P0_SD_coefdd	66.93***	(4.4863)	0.004%	1.106%
	Constant	25.24	(30.3916)		
Pseudo R ²		80.14%			
R ² teste				74.28%	

Fonte: Elaboração própria

Novamente, a maioria dos escores teve significância relevante nos modelos, e ao menos um escore foi significativo para cada grupo de variáveis. A diferença do modelo anterior e a possibilidade de compreender o peso de cada parâmetro no modelo na construção do indicador final de cartel, que representou 74% de acertos na definição de cartel. Portanto um bom indicador, considerando a prévia definição de marcadores esperados para cartel e concorrência. Cada marcador teve um papel relativamente diferente da primeira abordagem e a inclusão de parâmetros mais simples foi significativa em termos de eficiência do modelo final. Mas em vista dos diferentes resultados, cabe analisar individualmente os parâmetros em relação a cada um dos marcadores listados no capítulo 2:

Marcador 1. Variância elevada e inconstante ao longo do tempo.

Os parâmetros de variância estimados pelo modelo Arch foram fracamente relevantes para filtrar cartel seus valores compuseram menos de 0.5% do classificador final, e, se considerados os custos computacionais e técnicos para sua estimação, usar estes parâmetros pode não ser vantajoso. Mas o marcador não foi considerado irrelevante para filtrar cartel,

porque os parâmetros alternativos de variância no tempo, especialmente os parâmetros de média e variância dos resíduos (M_{resid} e SD_{resid}) dos preços, compuseram 28% do classificador final, o que colocou o marcador de variância temporal como segundo mais influente nos resultados. Contudo, cabe ressaltar que estes marcadores também se relacionam com marcadores de cointegração.

Os resultados mostram que estatísticas relativamente mais simples de variância dos resíduos e de variância entre postos foram mais eficientes em explicar cartel que estatísticas mais complexas de variância, mesmo que suas estatísticas tenham sido relevantes para construir um melhor classificador. Individualmente, seu papéis são fracos e seus custos computacionais e teóricos minam sua real efetividade como eficientes classificadores no mercado de combustíveis, mesmo que sua eficácia possa ser maior em outros mercados ou na adoção de diferentes modelos.

Marcador 2. Variância muito baixa entre firmas.

Apesar de não ter sido incluído no primeiro modelo, pois as simulações destes parâmetros são relativamente custosas para serem feitas com eficiência, os marcadores de variância entre firmas são listados na literatura como os mais influentes parâmetros para definir cartel, especialmente dentro da literatura de paralelismo de preços. Não por coincidência, os parâmetros mais relevantes na construção do indicador foram o coeficiente médio de variação de preço entre postos no trimestre (M_{coefcc}). O parâmetro teve um peso de 42% (43% se considerar também sua variância no trimestre, SD_{coefcc}) do indicador final e um poder de classificação individual de 58%, sendo, portanto um classificador relevante para comportamento colusivo no mercado. Neste caso, se existe uma baixa variância nos preços entre postos em determinado mercado é possível aferir com algum respaldo, a probabilidade de deste ser colusivo.

Marcador 3. Mudanças estruturais ao longo do tempo.

O marcador de mudanças estruturais foi o terceiro marcador mais importante no classificador final. A estatística de probabilidade do modelo Markoviano mais próximo do concorrencial (probon), foram relevantes como marcadores colusivos e representaram até 12% do classificador final. Mesmo sujeito a um alto custo computacional e um relativo

trabalho técnico para sua eficaz aplicação, os ganhos metodológicos podem sim compensar seu uso, em vista do seu alto poder preditivo. Mas estatísticas melhores e menos custosas podem ser pensadas como alternativa a este modelo. Os marcadores de quebra estrutural não tiveram o mesmo impacto na classificação dos dados, sendo, portanto a análise de mudança de regime mais eficaz pelos resultados.

Marcador 4. Assimetria de ajustamentos.

Os parâmetros de assimetria, apesar do impacto sobre o primeiro modelo, foram pouco significantes no segundo, menos de 2% no classificador final. A justificativa para isso está principalmente pela inclusão de novos parâmetros que podem explicar as mesmas características dos parâmetros de assimetria. Isto porque, apesar de individualmente atingirem até 15% de eficiência na classificação dos dados, seu papel foi realmente limitado na classificação final. Estes marcadores não devem ser descartados apesar do baixo desempenho no segundo resultado, pois seu bom desempenho na primeira abordagem não o exclui como marcador.

Marcador 5. Inconsistência e instabilidade nos parâmetros de precificação.

Os parâmetros de precificação tiveram um impacto relativamente baixo na segunda abordagem e, apesar de atingirem 5% do classificador final, foi muito longe do seu papel no primeiro modelo atingindo quase 30% na classificação. Mas mesmo sendo baixo o papel destes parâmetros, eles não devem ser descartados em vista dos resultados da primeira abordagem. Em relação ao marcador como um todo, seu papel ainda foi relevante na segunda abordagem, pois a margem bruta percentual (M_{margempc}) sobre o preço de venda foi relativamente relevante ao modelo, compondo até 7% do classificador de cartel. Isto demonstra que elevadas margens percentuais de lucro são diretamente relacionadas à formação do cartel e podem ser instrumentos para inferir sua existência.

Em relação a sua perda de significância na segunda abordagem, no mercado simulado a dependência temporal de preços é nula, enquanto no mercado real como todo, a dependência temporal dos preços pode ser uma característica comum e generalizada, mesmo quando corrigido os problemas de correlação dos resíduos.

Marcador 6. Ausência de Cointegração.

Os parâmetros de cointegração (EG, Bos e fctar) foram pouco relevantes e seus custos computacionais não compensaram os ganhos sobre a correta classificação do comportamento de mercado. Este papel fraco já era esperado em vista dos resultados do primeiro modelo. Contudo o marcador em si não pode ser plenamente descartado, os parâmetros de resíduos (M_resid e SD_resid) foram relativamente significantes. Apesar da sua relação com outros marcadores eles também podem ser associados com a cointegração já que os testes de cointegração são baseados em função dos resíduos da equação de preços em *rolling-window*. Novamente fica evidente que estatísticas simples podem ter relativa eficácia na classificação dos dados.

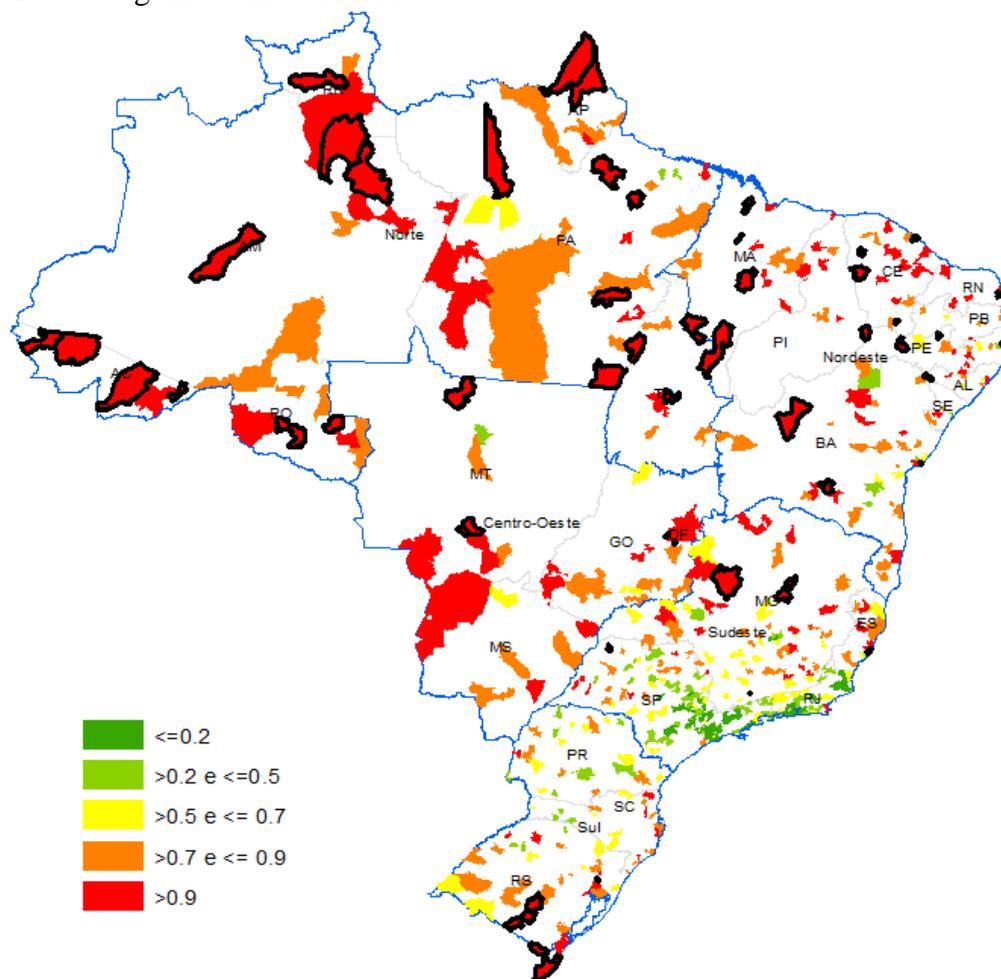
O parâmetro de média no trimestre da variação de preços entre atacadistas (*M_coefdd*) no município também mostrou relativo poder de predição em relação à possibilidade de cartel. Apesar de não ser um parâmetro dentro da literatura de filtros de cartel este parâmetro estrutural indica a competição potencial no setor atacadista. Dentro de características apontadas no setor de combustíveis é destacado que o setor apresenta um conjunto elevado de elementos que propiciam a formação de cartel, como o fato do setor à montante ser concentrado. Se isto é um problema para competição do setor varejista, é um problema ainda maior para os atacadistas que têm um único ofertante do insumo, a Petrobrás. E, como destacado anteriormente, o marcador de variação de preços entre postos é um bom indicador de cartel no mercado varejista. Se as mesmas hipóteses forem válidas para o mercado atacadista, pode-se inferir sobre a possibilidade de cartéis também no setor atacadista em vários dos mercados municipais analisados. E, um resultado pior em termos de concorrência, a existência de uma relação entre os potenciais cartéis atacadistas com os cartéis varejistas.

Em relação aos resultados quanto à natureza competitiva do setor de combustíveis, eles não são positivos para concorrência no mercado. Os mercados em geral apresentaram uma alta probabilidade das firmas fazerem elevação de preços para além do nível competitivo. Os resultados são piores quanto mais distantes do mercado de combustíveis da região Sudeste. Sendo esta, a região mais propícia a concorrência em especial nos estados de São Paulo e Rio de Janeiro principalmente nas proximidades das capitais destes. Os piores resultados em termos competitivos foram nas regiões Norte e Nordeste, a proporção de municípios

potencialmente colusivos é relativamente alta. Este resultado, pode ser associado a baixo número de firmas tanto no varejo quanto no atacado no Norte e Nordeste, enquanto no Sudeste o número de firmas em ambos os níveis é relativamente mais alta (Figura 5.2 e Figura 5.3).

A fraca indicação de competição mostra que o cartel não é apenas um problema local de decisão, mas o resultado de um comportamento generalizado ao exercício de cartel. Os resultados são tão significativos para uma natureza comportamental colusiva no mercado varejista que investigar e punir cada uma dos potenciais mercados colusivos pode ser custoso ao CADE e não compensar, se for esperada a retomada do cartel no curto prazo. Desta forma mecanismos de punição devem ser pensados como meios de inviabilizar ganhos de praticar cartel, ou mesmo terem punições mais elevadas para reincidentes.

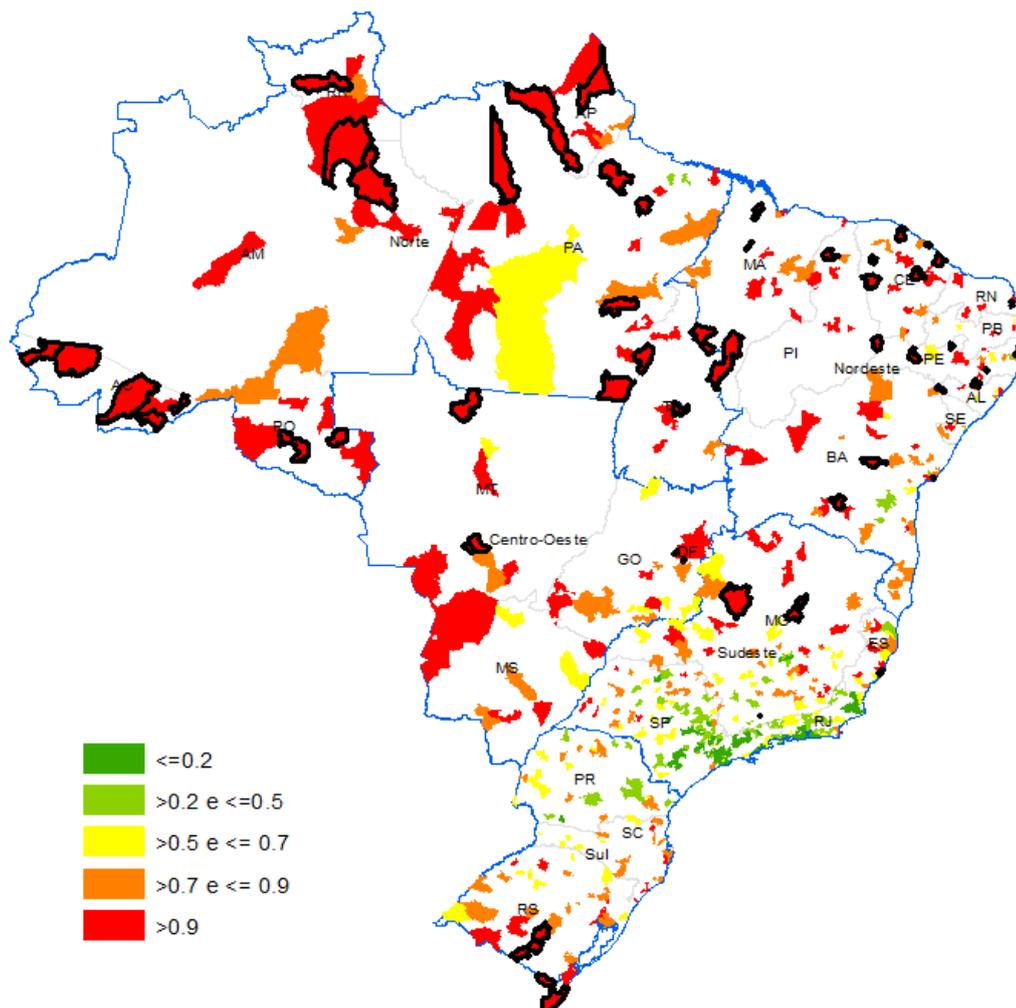
Figura 5.2. Dispersão espacial dos municípios analisados e municípios com probabilidade de cartel elevada segundo o modelo Boost



Fonte: Elaboração própria

Nota: Municípios com perímetros em linha escura são os mais prováveis de cartel.

Figura 5.3. Dispersão espacial dos municípios analisados e municípios com probabilidade de cartel elevada segundo o modelo Logit



Fonte: Elaboração própria

Nota: Municípios com perímetros em linha escura são os mais prováveis de cartel.

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo objetivou primeiramente, analisar os marcadores de preço para concluir a fim de compreender seu poder de predição quanto ao ranqueamento de cartel. Especificamente os objetivos secundários foram: analisar a natureza do comportamento concorrencial de todos os municípios com pesquisa de preço contínua pela ANP entre 2001 e 2014; Avaliar os indicadores de comportamento colusivo; analisar metodologias relacionadas à identificação de comportamento colusivo relacionado aos preços no varejo de gasolina do Brasil.

Como resultado geral dos parâmetros e marcadores descritos na literatura, a maioria tem realmente alguma eficácia na classificação correta de nível de competição do mercado. E como também visto na literatura, um único marcador pode ter sua eficiência reduzida se não há conhecimento *a priori* do funcionamento do cartel, cabendo, portanto o uso de diversos marcadores e metodologias para uma melhor triagem do comportamento.

Sobre os marcadores de cartel, todos tiveram alguma relevância, sendo que os indicadores de variância de preços entre postos e variância ao longo do tempo foram os que tiveram maior peso relativo nas análises. Estas constatações levam a importância de se construir estatísticas ao longo do tempo para estes parâmetros pelos órgãos competentes como forma de filtrar cartéis. Mesmo que estatísticas com elevado custo de estimação tenham sido relevantes, os resultados mostram que estatísticas simples podem ser eficazes como marcadores, sendo necessário ponderar os ganhos de eficiência antes de adicionar um instrumento mais custoso no conjunto de análise.

Em relação ao comportamento do mercado varejista de gasolina no Brasil, tem-se o cartel um equilíbrio estável que não necessariamente convergirá para concorrência no longo prazo. Ao que tudo indica, cartel é uma prática comum e difundida nos mercados varejistas de combustíveis, sendo que a relação de mercados potencialmente competitivos dos potencialmente colusivos beira a proporcionalidade, quando não mais propícias ao cartel em algumas regiões. Estes resultados sugerem ser o cartel um problema para o CADE cuja solução pode estar além de identificação e punição, dependendo de medidas legais e de intervenção estrutural a fim de promover a concorrência.

Vale destacar ainda que, apesar do mercado varejista ter sido o foco, foi possível identificar elementos superficiais em relação à dinâmica de preços sugerindo existir cartéis também no atacado, dado que também foi indicado em alguns processos do CADE. Estas constatações mostram ser o cartel uma realidade no mercado de combustíveis, fica evidente que para sua dissolução, pode depender de mecanismos mais eficientes quanto a identificar e punir a prática.

6 CONCLUSÃO

O objetivo geral desta tese consistiu em classificar mercados com maior potencial de ocorrência de conluio, com o intuito de criar um indicador passível de ser usado pelo SBDC, reduzir os custos de investigação e até eliminar a dependência de denúncias prévias. Com este fim, foi analisado o mercado de gasolina a varejo do Brasil bem como os efeitos das sanções aplicadas aos cartéis condenados pelo CADE neste setor. Foram também listados padrões de precificação dentro da análise de dinâmica de preço que são associados a comportamento colusivos com intuito de criar um instrumento de triagem para tal comportamento, além de identificar quais são melhores em classificaes para este objetivo no mercado de gasolina.

Como resultado, pode-se dizer que o comportamento de cartel é um problema persistente no varejo de combustíveis de todas as regiões do Brasil, com melhores indicações de concorrência para o Sudeste. Além disso, mesmo dependente de medidas punitivas para se manter, o cartel existe com frequência neste mercado e sua ação pode perdurar por até uma década. Isso corrobora a percepção inicial de que cartel é um comportamento comum no setor de combustíveis, tendo condições para manutenção de estratégias do equilíbrio colusivo neste setor.

Um resultado inesperado em relação ao efeito continuado da atuação dos Órgãos de Defesa da Concorrência foi a reincidência de boa parte dos cartéis cujas firmas foram condenadas e a indicação de que, após tal condenação pelo CADE, o comportamento colusivo permaneceu em grande parte dos mercados analisados. Este resultado sugere que há de repensar questões de eficiência de atuação em termos dos incentivos que alterem a decisão de agir anticompetitivamente (intensidade de penalizações, atribibilidade das reduções de multa aos denunciantes, entre as demais regras previstas na Lei de Defesa da Concorrência) . Se, no entanto, a reincidência ou permanência do cartel for pela baixa capacidade de identificação do comportamento pelo CADE, espera-se que as contribuições deste trabalho possam ajudar em suas ações.

Outro resultado para o setor de combustíveis foi a presença de indicações de que o cartel no varejo é influenciado por elementos associados a comportamentos colusivos no setor atacadista. Isto mostra não só possibilidade de cartel no atacado, mas seu papel em influenciar ou mesmo criar cartel no varejo. Tal afirmação é condizente com algumas alegações de cartéis ocupam mais de um mercado geográfico relevante, onde medidas punitivas, fracas entre os varejistas, poderiam ser aplicadas pelos atacadistas. Cartéis desta natureza não apenas teriam

uma relação com cartéis no atacado, mas também os teriam como líderes. Em relação às contribuições referentes aos filtros para detecção preliminar dos cartéis, os resultados em geral corroboram a hipótese de filtros de cartéis baseados em dinâmicas de preço, pois todos marcadores de cartel apresentaram alguma significância sobre o comportamento colusivo. Pode-se afirmar, com isso, que estes marcadores são um instrumento eficaz em filtrar cartéis. No entanto, foram os marcadores de variância entre postos, a variância dos preços ao longo do tempo e os parâmetros de mudança de regime os melhores indicadores quanto a comportamento colusivo. E, apesar da menor relevância de elementos como comportamento assimétrico e cointegração, seus resultados não devem ser descartados como classificadores, e suas indicações podem ser eficientes em mercados diferentes que o de combustíveis.

Mais especificamente, os resultados sugerem que a baixa variância de preços entre postos juntamente com a alta variância dos mesmos ao longo do tempo, além da mudança das estratégias de precificação, são indícios relevantes do exercício do cartel no varejo de gasolina, representando 88% do indicador de competição neste setor. O grande destaque foi que estatísticas relativamente simples foram eficientes em indicar cartel e a ANP poderia divulgar estas estatísticas em conjunto com os dados já apresentados sobre o setor sem grandes custos, como tem feito em relação ao coeficiente de variação de preços.

Para trabalhos futuros sugere-se analisar o impacto de questões estruturais de combustíveis sobre o comportamento colusivo no setor varejista, em vista da influência de diferentes níveis industriais no equilíbrio colusivo do setor. Além disso, seria interessante avaliar o papel de diferentes marcadores dentro da análise de mudança de regime, com foco especial na redução do custo computacional de estimação dos dados, dada sua importância nos resultados do modelo.

REFERÊNCIAS

- ABRANTES-METZ, R. M. *et alli*, A variance screen for collusion. **International Journal of Industrial Organization**, v. 24, n. 3, p. 467-486, May 2006.
- ABRANTES-METZ, R. M.; ADDANKI, S., Is the Market Being Fooled? An Error-Based Screen for Manipulation. **Social Science Research Network**, SSRN, Agosto de 2007. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1007348>.
- AGÊNCIA NACIONAL DE PETRÓLEO GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS (ANP). Dados do setor de combustíveis. Dados de preços nos poços de combustível. 2015. Disponível em: < <http://www.anp.gov.br/>>.
- ATHEY, S.; BAGWELL, K. Collusion with Persistent Cost Shocks, **Working Paper**. Columbia University, n.8, 2004.
- ATHEY, S.; BAGWELL, K. Optimal Collusion with Private Information, **RAND Journal of Economics**, v. 32, n.3, p. 428-465, 2001.
- ATHEY, S.; BAGWELL, K.; SANCHIRICO, C. Collusion and Price Rigidity. **Review of Economic Studies**, n. 71, p. 317-349, 2004.
- AUMANN, R. J.; SHAPLEY, L. S. Long-term competition: a Game-Theoretic analysis. In: **Essays in Game Theory**. Megiddo, N. (Ed.). Hardcover, USA, 1994. ISBN 978-1-4612-7621-0.
- AZEVEDO, P. F.; POLITI, R. B. Na mesma língua: evidências em investigações de cartéis de postos de revenda de combustíveis. IN: MATTOS, C. A. de (Org.); **A revolução do antitruste no Brasil: a teoria econômica aplicada a casos concretos**, v. 2. São Paulo: Singular, 2008, p. 387-404.
- BAI, J. Panel data models with interactive fixed effects. **Econometrica**, v. 77, n. 4, p. 1229–1279, 2009.
- BAILEY, D. V.; BRORSEN, B. W. Price asymmetry in spatial fed cattle markets. **Western Journal of Agricultural Economics**, Oxford, v. 14, n. 2, p. 246-252, 1989.
- BAJARI, P.; Ye, L. Deciding Between Competition and Collusion. **Review of Economics and Statistics**, v. 85, n. 4 p. 971-989, 2003.
- BALKE, N. S., BROWN, S. P. A. AND YÜCEL, M. K. Crude oil and gasoline prices: an asymmetric relationship? **Economic Review**, Dallas, n. 1, p. 2-11, 1998.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). Taxa de câmbio - R\$ / US\$ - comercial - compra - média - R\$ - Banco Central do Brasil, Boletim, Seção Balanço de Pagamentos (BCB Boletim/BP), 2015.
- BAYER, C.; HANCK, C.: Combining Non-Cointegration tests. **Journal of Time séries Analysis**. v.34, n, 1, 2012.
- BENOÎT, J.; KRISHNA, V Dynamic Duopoly: Prices and Quantities, **Review of Economic**

Studies, n.54, p. 23-35, 1987.

BENOIT, J.P.; KRISHNA, V. Finitely repeated games. **Econometrica**, v. 53, n. 4, 1985. doi:10.2307/1912660

BERNDT, E. B. *et alli*. Estimation and inference in nonlinear structural models. **Annals of Economic and Social Measurement**, n. 3, p. 653–665, 1974.

BLAIR, R. D.; ROMANO, R. E. Proof of nonparticipation in a price fixing conspiracy. **Review of Industrial Organization**, v. 4, n. 1, p. 101-117, 1989.

BOLLERSLEV, T.; ENGLE, R.F.; NELSON, D.B. ARCH models. In: **Handbook of Econometrics**, Volume IV, ed. Engle, R. F.; McFadden, D. L., New York: Elsevier, 1994.

BOLLERSLEV, T.; WOOLDRIDGE, J.M. Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. **Econometric Reviews**, n. 11, p. 143-172, 1992

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, n. 31, p.307–327, 1986.

BOLOTOVA, Y.; CONNOR, J. M.; MILLER, D. J. The impact of collusion on price behavior: Empirical results from two recent cases. **International Journal of Industrial Organization**, v. 26, n. 6, p. 1290-1307, Nov 2008.

BORENSTEIN, S.; CAMERON, A. C.; GILBERT, R. Do gasoline prices respond asymmetrically to crude oil price changes? **Quarterly Journal of Economics**, v. 112, n. 1, p. 305-339, 1997.

BRASIL, EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Balanço Energético Nacional 2013, Rio de Janeiro, 2013. Disponível em <http://www.forumdeenergia.com.br/nukleo/pub/sintese_do_relatorio_final_2013_web.pdf> Acessado em: 20 de janeiro de 2014.

BRASIL, EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Balanço Energético Nacional 2014**, Rio de Janeiro, 2015a.

BRASIL, LEI Nº 12.529, DE 30 DE NOVEMBRO DE 2011. **Estrutura o Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência**. Brasília, 2011. (DOU-1.11.2011)

BRASIL. Lei Nº 13.105, de 16 de março de 2015, **Código de Processo Civil**. 2015b.

BRESNAHAN, T. F., Competition and Collusion in the American Automobile Industry: The 1955 Price War. **Journal of Industrial Economics**, n.35, p. 457-482, 1987.

BROWN, S. P. A.; YÜCEL, M. K. Gasoline and crude oil prices: why the asymmetry? **Economic and Financial Review**, Dallas, n. 3, p. 23-29, 2000.

CADE. CADE aplica R\$ 120 milhões em multas por cartéis de combustíveis. 2013. Disponível em: <<http://www.cade.gov.br/Default.aspx?182bfb0de43ace54a693a5be8aca>>.

CADE. **Processos administrativos por cartel abertos pelo Conselho Administrativo de Defesa Econômica**, Brasília, 2015. Disponível em: <<http://portal.mj.gov.br/senad/data/Pages/MJ34431BE8ITEMIDFAA7E815317F40FBA7BBFB53523D5716PTBRNN.htm>>

CAMPOS, A.F. Transformações recentes no setor petrolífero brasileiro, **Perspectiva Econômica** [Online], v.1, n.1, pp. 68-81, 2005.

CHEN, B. A belief-based approach to the repeated prisoners' dilemma with asymmetric private monitoring. **Journal of Economic Theory**, v. 145, n. 1, p. 402-420, 2010.

CHOW, G. Tests of the Equality between two sets of coefficients in two linear regressions, **Econometrica**, v.28, p.561-605, 1960.

CLEMENTE, J.; MONTANES, A.; REYES, M. Testing for a unit root in variables with a double change in the mean. **Economics Letters**, v. 59, p; 175-182, 1998

COMPTE, O.; JENNY, F.; REY, P. Capacity constraints, mergers and collusion. **European Economic Review**, n.46, p. 1-29, 2002.

CONNOR, J. M. Collusion and price dispersion. **Applied Economics Letters**, n. 12 v. 6, pp. 335-338, 2005.

COSAN. Divulgação de resultados de 2014. 2015. Disponível em: <<http://cosan.com.br/pt-br/cosan/performance>>.

DAVIDSON, C.; DENECKERE, R. Excess capacity and collusion. **International Economic Review**, n.31 p. 521-541, 1990.

DICKEY, D.A; FULLER, W. A. Distributions of the estimators for autoregressive time series with a Unit Root. **Journal of American Statistical Association**, n. 74, v. 366, pp.427-481, 1979.

DING, Z.; C. GRANGER, W.J.; ENGLE, R.F. A long memory property of stock market returns and a new model. **Journal of Empirical Finance**, n. 1, p. 83-106, 1993.

DOANE, M. J. *et alli*, Screening for collusion as a problem of inference. 40. In: BLAIR, R. D. e SOKAL, D. D. **Oxford Handbook on International Antitrust Economics**. Oxford University Press, 2013.

DOBBIN, F.; DOWD, T. J. The market that antitrust built: public policy, private coercion, and railroad acquisitions, 1825 to 1922. **American Sociological Review**, v. 65, n. 5, pp. 631-657, 2000.

EASTERBROOK, F. The limits of antitrust. **Texas Law Review**, n. 63 ,v.1, 1984.

ELLIOTT, G.; ROTHENBERG, T. J.; STOCK, J. H. Efficient tests for an autoregressive unit root. **Econometrica**, Princeton, v. 64, n. 4, p. 813-836, 1996.

ELLISON, G. Theories of cartel stability and the joint executive committee. **the RAND Journal of Economics**, v. 25, n. 1, p. 37-57, 1994.

ENDERS, W. **Applied econometric times series**. Nova York: John Wiley & Sons, 2010

ENDERS, W.; SIKLOS, P. Cointegration and threshold adjustment. **Journal of Business and Economic Statistics**, Carolina do Norte, v. 19, n. 2, p. 166-176, 2001.

ENGLE, R.F. Discussion: stock volatility and the crash of '87. **Review of Financial Studies** n. 3, p. 103-106, 1990.

ENGLE, R.F.; GRANGER, C.W.J. Cointegration and error Correction: representation, estimation and testing, **Econometrica**, v.55, p.251-276, 1987.

ERUTKU, C.; HILDEBRAND, V. Conspiracy at the pump. **Journal of Law and Economics**, v. 53, pp. 223-237, 2010.

ESPOSITO, F. M.; FERRERO, M. Variance for detecting collusion: an application to two cartel cases in Italy. In: 2nd **Acle workshop on forensic economics in competition law enforcement**, Amsterdam, Holanda, 2006.

FETTER, S.K. **Deteção de cartéis por marcadores de colusão**. Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, 2012. p. 72.

FREITAS, T. A. **A defesa da concorrência no mercado varejista de combustíveis líquidos**: teoria, evidências e o uso de filtros para detectar cartéis. Tese (Doutorado em Economia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre, 2010.

FREY, G.; MANERA, M. Econometric models of asymmetric price transmission. **Journal of Economic Surveys**, Oxford, v. 21, n. 2, pp. 349–415, 2007. 67 p.

FRIEDMAN, J. A non-cooperative equilibrium for supergames. **Review of Economic Studies**, v. 38, n. ,pp. 1–12, 1971. doi:10.2307/2296617

FUDENBERG, D.; MASKIN, E. The Folk Theorem in repeated games with discounting or with incomplete information. **Econometrica**, v. 54, n. 3, p. 533, 1986. doi:10.2307/1911307

FUDENBERG, D.; TIROLE, J. **Game theory**. MIT Press, Cambridge, Massashusetts, 1991.

FUNDO MONETÁRIO INTERNACIONAL (FMI). Commodities - petróleo - cotação internacional - US\$ - Fundo Monetário Internacional, International Financial Statistics (FMI/IFS) 2015.

GALLO, J. C. Computerized approach to detect collusion. **The Sealed-Bid Market. Antitrust Bulletin**, v. 22, p. 27, 1977.

GENESOVE, D.; MULLIN, W. P. Rules, communication, and collusion: narrative evidence from the sugar institute case. **American Economic Review**, v. 91, n. 3, p. 379-398, Jun 2001.

GIRARD, M. H. **Apuração de custos em refinarias de petróleo**: um caso simulado. Dissertação (mestrado). Programa Multi-institucional e Inter-regional de Pós-graduação e m

Ciências Contábeis da UNB/UFPE/UFPB/UFRN. Recife, 2007.

GLOSTEN, L.R.; JAGANNATHAN, R.; RUNKLE, D.E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. **Journal of Finance** n. 48, p. 1779-1801, 1993.

GOODWIN, B. K.; HARPER, D. C. Price transmission, threshold behavior, and asymmetric adjustment in the U.S. pork sector. **Journal of Agricultural and Applied Economics**, v. 32, n. 3, p. 543-553, 2000. Disponível em <<http://ageconsearch.umn.edu/bitstream/15308/1/32030543.pdf>>.

GOTO, U.; MCKENZIE, C. R. Price collusion and deregulation in the Japanese retail gasoline market. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 59, n. 1, p. 187-195, 2002.

GREEN, E. J.; PORTER, R. H. noncooperative collusion under imperfect price information. **Econometrica**, v. 52, n. 1, p. 87-100, 1984.

GREGORY, A.W.; HANSEN, B.E. Residual based tests for cointegration in models with regime shifts. **Journal of Econometrics**, v. 70, n. 1, p. 99-126, 1996.

GROSSMAN, P.Z. **How cartels endure and how they fail**. Northampton, US: Edward Alga, 2004. ISBN 1858988306.

GROSSMAN, P.Z.; STIGLITZ, J. Information and competitive price systems. **Information and Market Structure**, American Economic Association, n. 2, v. 66, 1976.

GUERRA, F. B. **Mercados brasileiro e canadense de etanol: uma análise comparativa sob a ótica da Nova Economia Institucional**. 2012. 166f. Dissertação (Mestrado) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade Federal de São Paulo (ESALQ/USP), Piracicaba, 2012.

HALL, S.; PSARADAKIS, Z.; SOLA, M. Switching error-correction models of house prices in the United Kingdom. **Economic Modelling**, Elsevier, n.14, p. 517-527, 1997.

HAMILTON, J. D. **Time series analysis**. Princeton University Press, Princeton, 1994.

HAMILTON, J.D. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the Business Cycle, **Econometrica**, v. 57, p. 357-384, 1989.

HAMILTON, J.D. Analysis of time series subject to changes in regime. **Journal of Econometrics** n. 45, p. 39-70, 1990.

HAMILTON, J.D. Regime switching models. **Palgrave Dictionary of Economics**, 2005.

HAMILTON, J.D. Specification testing in Markov-Switching time series models, **Journal of Econometrics**, v.70, p. 127-157, 1996.

HANAZONO, M.; YANG, H. Collusion, fluctuating demand, and price rigidity. Kyoto

University, 2005.

HARRINGTON, J. E.; CHEN, J. Cartel pricing dynamics with cost variability and endogenous buyer detection. **International Journal of Industrial Organization**, v. 24, n. 6, p. 1185-1212, Nov 2006.

HARRINGTON, J.E. Detecting cartels. In: **Handbook in Antitrust Economics**, Cambridge: MIT Press, forthcoming, 2005.

HARRINGTON, J.E. How do cartels operate? **Foundations and Trends in Microeconomics**, v. 2, n. 1 p. 1–105, 2006.

HASTINGS, J. S. Vertical Relationships and Competition in Retail Gasoline Markets: Empirical Evidence from Contract Changes in Southern California. **The American Economic Review**, v. 94, n. 1, p. 317-328, 2004.

HAYEK, F.A. The use of knowledge in society. **American Economic Review**, n. 35, p. 519-530, 1945.

HIGGINS, M. L., AND A. K. BERA. A class of nonlinear ARCH models. **International Economic Review** v. 33, 137-158, 1992.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Dados da produção energética. 2015. Disponível em <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 15/06/2015.

JACQUEMIN, A. **The new industrial organization**, MIT Press, Cambridge, MA, 1987.

JUDGE, G. G. *et alli*. **The theory and practice of econometrics**. ed. 2. New York: Wiley. 1985.

LEVENSTEIN, M. SUSLOW, V. Y. Cartels and collusion: empirical evidence. In: BLAIR, R.D.; SOKOL, D.D. (editors). **Oxford Handbook on International Antitrust Economics**, Oxford: Oxford University Press, 2013.

LEVENSTEIN, M.; SUSLOW, V. **Private international cartels and their effect on developing countries**. Cambridge, University of Massachusetts, 2001.

LEWIS, M. S. Asymmetric price adjustment and consumer search: an examination of the retail gasoline market. **Journal of Economics & Management Strategy**, v. 20, n. 2, p. 409–449, 2011.

LUCCHESI, C.F. Petróleo. **Estudos Avançados** [online], v.12, n.33, pp. 17-40, 1998. <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-40141998000200003>.

MACLEOD W. B. A theory of conscious parallelism. **European Economic Review**, n.27, pp. 25-44, 1985.

MARKERT K. The new German antitrust reform law. **Antitrust Bulletin**, n. 18, pp. 117-138, 1974.

MARSHALL, R. C.; MARX, L. M.; RAIFF, M. E. Cartel price announcements: The

vitamins industry. **International Journal of Industrial Organization**, v. 26, n. 3, p. 762-802, 2008.

MARSHALL, R. C.; MEURER, M. J. Bidder collusion and antitrust law: refining the analysis of price fixing to account for the special features of auction markets. **Antitrust Law Journal**, v. 72, n. 1, p. 83-118, 2004.

MARTIN, S. **Advanced industrial economics**. 2nd. Blackwell Publishers, USA, 2002.

MAS-COLELL, A.; WHINSTON, M.D.; GREE, J. R. **Microeconomic Theory**. Oxford University Press, 1995.

MEYER, J., VON CRAMON-TAUBADEL, S. Asymmetric price transmission: a survey. **Journal of Agricultural Economics**, Oxford, v. 55, n. 3, 2004. p. 581-611.

MILGROM, P.; ROBERTS, J. Limit Pricing and Entry under Incomplete Information: An Equilibrium Analysis. **Econometrica**, Vol. 50, No. 2, pp. 443-459. 1982. DOI: 10.2307/1912637.

MOLINA, L. C.; BELANCHE, L.; NEBOT, A. Feature selection algorithms: a survey and experimental evaluation. In: **Data Mining**, 2002. ICDM 2003. Proceedings. 2002 IEEE International Conference on. IEEE, 2002. ISBN: 0-7695-1754-4. p. 306-313.

MORETTIN, P. A. **Econometria financeira**, um curso de séries temporais financeiras. São Paulo: Blucher, 2008.

NELSON, C.R.; PLOSSER C.I. Trends and random walks In Macroeconomic Time Series. **Journal of Monterey Economics**, n. 10, pp.139-162, 1982.

NELSON, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. **Econometrica**, n. 59, p. 347-370, 1991.

NORMANN, H.T. Conscious parallelism in asymmetric oligopoly. **Metroeconomica**, n. 51, v. 3, 2000.

NUNES, C.; GOMES, C. Aspectos concorrenciais do varejo de combustíveis no Brasil. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA (ANPEC), 33., 2005, Natal. **Anais...** Natal: ANPEC, 2005. 19 p. Disponível em < <http://www.anpec.org.br/encontro2005/artigos/A05A108.pdf>>. Acesso em: 17/07/2011.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT (OECD). Hard core cartels. Head of Publications Service, OECD Publications Service, Paris, 2000. Disponível em: <www.oecd.org/competition/cartels/2752129.pdf>

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT OECD - Global Fórum on Competition: roundtable on prosecuting cartel without direct evidence of agreement, 2006. Disponível em <www.oecd.org/dataoecd/61/28/36063750.pdf>.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT OECD - Global Fórum on Competition: roundtable on prosecuting cartel without direct evidence of

agreement, **Working Paper**, 2006.

OSBORNE, M. J.; PITCHIK, C. Cartels, Profits, and Excess Capacit. **International Economic Review**, n.2, p. 413-428, 1987.

PERLOFF, J. M.; KARP, L. S.; GOLAN, A. **Estimating market power and strategies**. New York, NY: Cambridge University Press, 2007. xi, 340 p. ISBN 9780521804400.

PERRON, P. Dealing with structural breaks. In: **Palgrave handbook of econometrics: Econometric Theory**, 2005.

PERRON, P. Further evidence on breaking trend functions in macroeconomic variables, **Journal of Econometrics**, v.80, p. 355-385, 1997.

PERRON, P. The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis. **Econometrica**, 57, pp.1361-1401, 1989.

PERRON, P.; VOGELSANG, T. Nonstationarity and level shifts with an application to purchasing power parity. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 10, p. 301-320, 1992.

PETROBRÁS. Divulgação de resultados de 2014. 2015. Disponível em: <<http://www.Petrobrás.com.br/fatos-e-dados/lucro-liquido-de-r-5-9-bilhoes-no-1-semester-de-2015.htm?gclid=CLOI0uGlgcgCFciBkQod8v0CBg>>.

PING LI. Robust LogitBoost and Adaptive Base Class (ABC) LogitBoost. **CoRR**, v. 1203.3491, 2012. Disponível em: <journals/corr/abs-1203-3491>.

PINTO, M. R.; SILVA, E. C. D. O brilho da bandeira branca: concorrência no mercado de combustíveis no Brasil. **Planejamento e Políticas Públicas**, n. 31, 2008.

PORTER, R. Detecting collusion. **Review of Industrial Organization**, v. 26, n. 2, p. 147-167, Mar 2005.

PORTER, R. H. A study of cartel stability: the joint executive committee, 1880-1886, **Bell Journal of Economics**, n.14, p. 301-314, 1983.

PORTER, R.; ZONA, D. Milk markets: an analysis of bidding. **The RAND Journal of Economics**, Ohio School, n. 30, pp. 263-288, 1999.

PROENÇA, E. R. **Concentração, integração horizontal e vertical das usinas canavieiras**. 2012. 126f., Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de São Paulo (UNESP), Ilha Solteira, 2012.

PSARADAKIS, Z.; SOLA, M.; SPAGNOLO, F. On Markov error-correction models, with an application to stock prices and dividends. **Journal of Applied Econometrics**, Wiley, n. 19, 2004. DOI: 10.1002/jae.729

RAGAZZO, C. E. J. e SILVA, R. M. da. Aspectos econômicos e jurídicos sobre cartéis na revenda de combustíveis: uma agenda para investigações. In: SECRETARIA DE

ACOMPANHAMENTO ECONÔMICO SAE. **Documento de Trabalho n° 40**, 2006. Disponível em: <http://www.seae.fazenda.gov.br/central_documentos/documento_trabalho/2006-t_40.pdf>. Acessado em: 15 de dezembro de 2013.

RAY, S. *et alli*. Asymmetric Wholesale Pricing: Theory and Evidence. **Marketing Science**, Hanover, v. 25, n. 2, p. 131-154, 2006.

RODRIGUES, E. CADE aplica multas de R\$ 120 mi a cartéis de postos. **EXAME** [Online], São Paulo, 06 mar. 2013. Disponível em:<<http://exame.abril.com.br/economia/noticias/cade-aplica-multas-de-r-120-mi-a-cartéis-de-postos-2>>.

ROTEMBERG, J. J.; SALONER, G. Collusive Price Leadership. **Journal of Industrial Economics**, v. 39, n. 1, p. 93-111, Sep 1990.

ROTEMBERG, J.; SALONER, G. A Supergame-Theoretic Model of Price Wars during Booms, **The American Economic Review**, v. 76, p. 390-407, 1986.

RUBINSTEIN, A. Equilibrium in Supergames. In: **Essays in Game Theory**. Megiddo, N. (Ed.). Hardcover, USA, 1994. ISBN 978-1-4612-7621-0.

RUBINSTEIN, A. Strong perfect equilibrium in supergames. **International Journal of Game Theory**, v. 9:, n. 1, 1980. doi:10.1007/BF01784792.

SCHERER F. M., ROSS D. Industrial Structure and Economic Performance. **Rand McNelly**, 3rd edn, Chicago IL, 1990.

SCHERER, F.M. **Industry structure, strategy and public policy**. Harper Collins, New York, US, 1996.

SCHMALENSEE R. Competitive advantage and collusive optima, **International Journal of Industrial Organization**, n. 5, pp. 351-367, 1987a.

SCHMALENSEE, R. Collusion Versus Differential Efficiency - Testing Alternative Hypotheses. **Journal of Industrial Economics**, v. 35, n. 4, p. 399-425, 1987b.

SECRETARIA DE ACOMPANHAMENTO ECONÔMICO (SEAE). **Documento de Trabalho** n. 40. Brasília: RAGAZZO, C.E.J.; SILVA, R.M., SEAE/MF. Aspectos econômicos e jurídicos sobre cartéis na revenda de combustíveis: uma agenda para investigações 2006. Disponível em: <www.seae.fazenda.gov.br/central_documentos/documento_trabalho/2006/dt_40.pdf>. Acessado em 15/10/2011

SECRETARIA DE DIREITO ECONÔMICO (SDE). Combate a cartéis e programa de leniência. Publicação oficial do Ministério da Justiça n° 01/2008, Brasília: 2013b. Disponível em: < http://www.comprasnet.gov.br/noticias/Cartilha_Cartéis.pdf>. Acessado em: 20 de janeiro de 2014.

SECRETARIA DE DIREITO ECONÔMICO (SDE). Combate a cartéis na revenda de combustíveis. Publicação Oficial do Ministério da Justiça n° 04/2009, Brasília: 2013a. Disponível em: < <http://www.mpsp.mp.br/portal/page/portal/Cartilhas/CartéisRevendaCombustiveis.pdf>>. Acessado em: 20 de janeiro de 2014.

SHALDERS, F.L.P.C. **Uma barreira de entrada não tão inocente**. Dissertação (mestrado). Fundação Getúlio Vargas, Escola de Pós Graduação em Economia, Rio de Janeiro, 2012.

SILVA, A.S., VASCONCELLOS, C.R.F., VASCONCELLOS, S.P.; MATTOS, R.S. Symmetric transmission of prices in the retail gasoline market in Brazil. **Energy Economics**, Elsevier, V. 43, pp. 11-21, 2014.

SINDICOM SINDICATO DAS EMPRESAS DISTRIBUIDORAS DE COMBUSTÍVEIS E LUBRIFICANTES (SINDICOM). Estatísticas do setor. 2015. Disponível em <<http://www.sindicom.com.br>>. Acesso em: 15/07/2015.

SIQUEIRA, M.L.; RAMOS, F.S. A economia da sonegação: teorias e evidências empíricas. **R. Econ. contemp.**, Rio de Janeiro, v. 9, n.3, pp. 555-581, 2005.

SLADE, M. E. Vancouver's Gasoline-Price Wars: An Empirical exercise in uncovering supergame strategies. **Review of Economic Studies**, v. 59, p. 257-276, 1992.

SOUZA *et alli*. Delimitação de mercado relevante. Departamento de Estudos econômicos, Documento de trabalho Nº 001/10, CADE, Brasília: 2010. Disponível em: <http://www.cade.gov.br/upload/Delimitacao_de_mercado_relevante.pdf>. Acessado em: 20 de janeiro de 2014.

STIGLER, G. A Theory of Oligopoly. **The Journal of Political Economy**, v. 72, I. 1, pp. 44-61, 1964.

TIROLE, J. **The theory of industrial organization**. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1988. xii, 479 p. ISBN 0262200716.

UCHÔA, C. F. A. Testando a assimetria nos preços da gasolina brasileira. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v.62, n. 1, p.103-117, 2008.

ULTRA. Divulgação de resultados de 2014. 2015. Disponível em <<http://www.ultra.com.br/ri/>>.

UNIÃO DOS PRODUTORES DE BIOENERGIA (UBOP). Produção brasileira de bioenergia. 2015. Disponível em: <<http://www.udop.com.br/index.php?item=safras>>.

VASCONCELOS, S. P. **A questão da prova de colusão e o caso do setor siderúrgico brasileiro**: uma proposta de inserção de elementos de teoria dos jogos nos fundamentos da política de defesa da concorrência. 2001. Tese (Doutorado), Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Recife, Brasil, 2001.

VASCONCELOS, S. P.; VASCONCELOS, C. F. Análise do comportamento estratégico em preços no mercado de gasolina brasileiro: modelando volatilidade. **Revista Análise Econômica**, Porto Alegre, v. 26, n. 50, p. 207-222 setembro de 2008.

VASCONCELOS, S. P.; VASCONCELOS, C. F. Ferramentas de detecção dos acordos em preços no mercado de gasolina a varejo. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 37., 2009, Foz do Iguaçu. **Anais...**, Foz do Iguaçu: ANPEC, 2009.

VASCONCELOS, S. P.; VASCONCELOS, C. F. Investigações e obtenção de provas de cartel: porque e como observar paralelismo de conduta. **Ensaio FEE**, v. 26, n. 2. 2005.

VISCUSI, W.; VERNON, J.M.; HARRINGTON, J.E. **Economics of regulation and antitrust**. MIT Press, United States, 1995.

WANE, A., GILBERT, S., DIBOGLU, S., Critical values of the empirical F-distribution for threshold autoregressive and momentum threshold models. **OpenSIUC**, Department of Economics Southern Illinois University, discussion papers 13, 2004.

ZAKI, M. J., MEIRA JR., W. **Data mining and analysis: fundamental concepts and algorithms**, Cambridge University Press, 2014. ISBN: 9780521766333

ZAKOIAN, J. M. Threshold heteroskedastic models. **Journal of Economic Dynamics and Control**, n. 18, p. 931-955, 1994.

ZIVOT, E.; ANDREWS, K. Further Evidence On The Great Crash, The Oil Price Shock, and The Unit Root Hypothesis. **Journal of Business and Economic Statistics**, n. 10 v. 10, pp. 251–270, 1992.

ANEXOS

Anexo 1. Quadro de referências empíricas

Quadro de referências empíricas.

continua

Estudo	Hipóteses	Variável Indicadora	Dados	Conclusão e Comentários
Genovese e Mullin (2001)	H0: Nenhuma mudança na margem de lucro ou variação na margem de lucro H1: As margens de lucro mais elevada e variância da margem inferior;	Margens de lucro anual calculado a partir dos <i>preços</i> de açúcar refinado e bruto.	Preços semanais médios de açúcar refinado e bruto nos EUA, 1914-1941; produção de refinarias do Atlântico; importações de açúcar refinado; e produção de beterraba doméstico.	Conspiração levantada margem de custo preço de cerca de 75% do nível de monopólio; rivais fora do acordo de colusão respondeu ao aumento de preços de saída cada vez maior; variação na margem de lucro caiu quase 100% durante a conspiração. Papel rever as regras do Instituto e reuniões e comunicações entre os membros de Açúcar. Conspiração não fixar preços ou de saída, mas as práticas de negócios homogêneas para fazer cortes de preços mais transparente.
Bajari e Ye - 2003	H0: As propostas não são condicionalmente independentes H1: Licitações são independentes após o controle de todas as informações sobre os custos	Para uma determinada empresa e do projeto, a relação entre o valor da oferta pela empresa sobre o projeto a estimativa de custo do engenheiro para o projeto.	Informação detalhada de licitação para quase todos os projectos públicos e privados de construção de estradas realizados em Minnesota, Dakota do Norte e Dakota do Sul durante os anos 1994 a 1998.	Entre 23 pares, com pelo menos 4 lances simultâneos, a hipótese nula não pode ser rejeitada esperar por quatro pares de empresas. Em apenas um par que os licitantes lance uns contra os outros mais do que um punhado de vezes. Apenas um par (diferente de quatro acima) não passa no teste permutabilidade. Além disso, os concorrentes na licitação par uns contra os outros mais do que um punhado de vezes.
	H0: As propostas não podem ser trocados. H1: Licitações podem ser trocados: os custos só deve determinar como as empresas oferecem. Segurando as	Para uma determinada empresa e do projeto, a relação entre o valor da oferta pela empresa sobre o projeto a		

continua

Estudo	Hipóteses	Variável Indicadora	Dados	Conclusão e Comentários
	informações de custo constante, a oferta de uma empresa não deve depender de suas identidades de seus concorrentes. H0: Probabilidade de conluio é baixa H1: Depois de identificar pares de empresas cujos padrões de licitação não são consistentes com licitação usando independência condicional e provas de intercambialidade, estimar modelos estruturais alternativos em que um par indentified especial conspira e todas as outras empresas de competir. Calcule a probabilidade posterior de conluio usando modelos estimados. Investigar se a probabilidade de conluio é grande.	estimativa de custo do engenheiro para o projeto. Custo da empresa privada (estimado), usado para calcular a probabilidade marginal de cada modelo, por sua vez, usado para calcular probabilidades posteriores que o equilíbrio do modelo é competitivo / conluio	Dataset contém cerca de 18.000 leilões de aquisição.	Par 1 não CI e par 2 exch falhando eram modelos 2 e 3, modelo 1 era competição. Probabilidade posterior do modelo competitivo é maior.
Abrantes-Metz, Froeb, Geweke e Taylor (2006)	H0: Nenhum dos grupos de H1 H1: Agrupamentos geográficos de postos de gasolina com significativamente menor variação de preço	Preço coeficiente de variação	Séries temporais Daily, 1996 - 2002 Dados de 2002 Preço de 279 postos de gasolina em Louisville.	Não há grupos de significativamente menor variação de preço encontrada. Imputada dados de preços em falta com AR (1) processo. Sem controle de custos.
Abrantes-Metz e Adanki (2007)	H0: Os preços futuros do ponto são mais fáceis de prever com base nos preços spot atuais na presença da concorrência no mercado spot. H1: Os preços futuros do ponto são mais difíceis de prever com base nos preços spot atuais na presença de conluio no mercado spot.	Previsão de erro dos preços spot futuros. As variáveis de controle incluem a taxa mensal de juros, taxa de T-bill de 10 anos, S e P 500 Index, taxas de câmbio mensais para uma cesta	Dados diários sobre futuros e os preços à vista para a prata da Comex, 2/75- 04/04.	Aplicar abordagem à caça Irmãos episódio manipulação prata de início de 1980, e achar que sob manipulação do erro de previsão é mais volátil do que em não-manipulação, controle para os fundamentos do mercado Algumas evidências de que os preços à vista são mais voláteis quando estão acima dos preços futuros, do que quando estão abaixo.

Conclusão

Estudo	Hipóteses	Variável Indicadora	Dados	Conclusão e Comentários
		de commodities		
Bolotova, Connor e Miller (2008)	H0: Não há suporte para alterações hipotéticas em primeiro e segundo momentos da distribuição de preços. H1: A média de preço é mais alto e variação no preço é mais baixo	Nível de preços e variação. Análise baseada em extensões da auto-regressivo de heteroscedasticidade condicional modelo (ARCH) e generalizada ARCH (GARCH).	Preços médios de ácido cítrico contrato mensal (2/90-4/97) e lisina médio mensal (1/906/96)	preços médios são mais elevados em ambos ácido cítrico e cartéis de lisina; variação de preço durante a conspiração de lisina foi menor, enquanto a variação durante a conspiração de ácido cítrico foi maior do que era durante os períodos mais competitivos "... Variância é uma ferramenta útil para a detecção de conspirações que não elevam significativamente o preço, mas tendem a controlar a variação de preços por homogeneização das práticas de negócios, o que pode aumentar os lucros."
Erutku e Hilderbrand. (2010)	H0: Publique investigação declínio nos preços da gasolina anúncio de varejo. H1: Investigação Canadian Competition Bureau de preços da gasolina no varejo Sherbrook, Canadá.	Preços semanal da gasolina no varejo. Modelo de diferença-em-diferença de regressão usando os preços em 3 cidades: Sherbrook, Montreal e Quebec.	Dados semanais nas cidades durante o período 5/31/05-5/22/07.52 semanas antes e depois do anúncio	Anúncio da conspiração provocou um declínio de 1,75 centavos de dólar por litro nos preços. O controle de custos é o preço da gasolina por atacado. Teoria Stiglerian de conluio leva à conclusão ambígua em relação a provável conivência em Sherbrook.
Jimenez e Perdiguero (2012)	H0: Variação de preço não diferente de referência competitivo. H1: Coeficiente de preço mais elevado de variação em relação a um referencial competitivo.	Preço coeficiente de variação	Os preços da gasolina e <i>diesel</i> , setembro de 2008 a abril de 2009 (24 semanas); 420 postos de gasolina e 391 estações de diesel	Postos de gasolina em um oligopólio ter um maior coeficiente de variação. Nota do autor: Falta de dados preenchidos usando interpolação.

Anexo 2. Processos Administrativos contra cartel

Tabela de processos de cartéis no varejo de combustíveis julgados pelo CADE

continua

Municípios	UF	PA	Bem*	% postos envolvidos do total	Condenados	Início*	Julgado em	Características
Florianópolis-RM***	SC	08012.002299/ 2000-18	E-G	35%	8	2000	2002	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixar e elevar de margem de preço - <i>Situação do PA:</i> Condenados. - <i>Multa:</i> 10~15% do faturamento.
Goiânia	GO	08012.004712/ 2000-89	E-G	90%	1 (Sind. e Pr ⁺⁺)	2000	2002	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA:</i> Condenados. - <i>Multa:</i> R\$285 mil ao sindicato.
Belo Horizonte	MG	08012.007515/ 2000-31	E-G	82%	1 (Sind e Pr)	2000	2003	<i>Coordenador:</i> Sindicato. - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA:</i> Condenados - <i>Multa:</i> R\$264 mil ao sindicato.
**Lages	SC	08012.004036/ 2001-24	E-G	87%	1 (Sind)	2001	2003	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA:</i> Condenados. - <i>Multa:</i> 15% do faturamento.
Brasília	DF	08000.024581/ 1994-77	E-G	95%	3 (Sind. e Redes)	1994	2004	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> homogeneidade comercial e barreira à entrada. - <i>Situação do PA:</i> Condenados. - <i>Multa:</i> 5% do faturamento.
Recife-RM	PE	08012.003208/ 1999-85	E-G	78%	1 (Sind e Dr ⁺⁺)	1999	2004	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> alinhamento de preços. - <i>Situação do PA:</i> Condenados - <i>Multa:</i> 15% do faturamento.
Campinas	SP	08012.002911/ 2001-33	E-G	60%	2 (Sind. e Assoc.)	2001	2007	<i>Coordenador:</i> Sindicatos - <i>Ações e Efeitos:</i> buscar concessões de operadores de cartão sobre os custos destes - <i>Situação do PA:</i> Condenados. <i>Multa:</i> R\$63 mil.
Belo Horizonte	MG	08012.007273/ 2000-02	E-G	~25%	0	2000	2008	<i>Coordenador:</i> Sindicato. - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixação de preço. - <i>Situação do PA:</i> Arquivado devido à prescrição.

continua

Municípios	UF	PA	Bem*	% postos envolvidos do total	Condenados	Início*	Julgado em	Características
Salvador	BA	08012.005140/ 1998-33	E-G	~60%	0	1998	2009	<i>Coordenador:</i> - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixação de preço - <i>Situação do PA:</i> Arquivado devido à insuficiência de provas.
Recife	PE	08012.002748/ 2002-90	E-G	~50%	0	2002	2009	<i>Coordenador:</i> - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixação de preço. - <i>Situação do PA:</i> Arquivado devido à prescrição.
Ribeirão Preto	SP	08012.002748/ 2002-90	E-G	~80%	0	2002	2009	<i>Coordenador:</i> - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixação de preço. - <i>Situação do PA:</i> Arquivado devido à prescrição.
Blumenau	SC	08012.005545/ 1999-16	E-G	~95%	0	1999	2010	<i>Coordenador:</i> Sindicato. - <i>Ações e Efeitos:</i> Fixação de preço - <i>Situação do PA:</i> Arquivado devido à insuficiência de provas.
Santa Maria	RS	08012.004573/ 2004-17 - 08012.007149/ 2009-39	E-G	100%	8	2004	2010	<i>Coordenador:</i> Grupo de postos - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA:</i> Condenados <i>Multa:</i> 15~17% do faturamento.
Guaporé (sem dados de preço)	RS	08012.005495/ 2002-14	E-G-D	100%	5	2002	2011	<i>Coordenador:</i> Grupo de postos. - <i>Ações e Efeitos:</i> Efeitos aumento da margem de preço com rodizio de preços para maquiagem conluio. - <i>Situação do PA:</i> Condenados. - <i>Multa:</i> 15-17% do faturamento.
Manaus	AM	08012.002959/ 1998-11	E-G	50%	10 (1 Sind.)	1998	2013	<i>Coordenador:</i> Sindicato - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço (estável em 2005) - <i>Situação do PA:</i> Condenados - <i>Multa:</i> R\$6,6 milhões + 10~15% faturamento.
Bauru	SP	08012.004472/ 2000-12	E-G	~10%	6	2000	2013	<i>Coordenador:</i> grupo de vendedores. - <i>Ações e Efeitos:</i> Limitação da concorrência, aumento dos preços. - <i>Situação do PA:</i> Condenados - <i>Multa:</i> 15~20% do faturamento.
Londrina	PR	08012.001003/ 2000-41	E-G	90%	12	2000	2013	<i>Coordenador:</i> Sindicato. - <i>Ações e Efeitos:</i> elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA:</i> Condenados - <i>Multa:</i> R\$36 milhões.
Caxias do Sul	RS	08012.010215/	E-G	45%	12	2004	2013	<i>Coordenador:</i> Líderes de mercado - <i>Gatilho</i> ⁺ :

conclusão

Municípios	UF	PA	Bem*	% postos envolvidos do total	Condenados	Início*	Julgado em	Características
		2007-96						Ameaças. - <i>Ações e Efeitos</i> : elevação dos preços, divisão do mercado para grandes compradores e licitações (estável entre 2004 e 2006). - <i>Situação do PA</i> : Condenados. - <i>Multa</i> : 70% do faturamento.
Londrina RM	PR	08012.011668/ 2007-30	E-G	~20%	13 (1 Sind.)	2007	2013	<i>Coordenador</i> : Grupo de postos. - <i>Ações e Efeitos</i> : elevação da margem de preço. - <i>Situação do PA</i> : Condenados
Teresina	PI	08012.007301/ 2000-38 - 08700.000547/ 2008-95	E-G	92% em 2000, 84% em 2008	1 Sind.	2000 e 2008	2013	<i>Coordenador</i> : Sindicato - <i>Ações e Efeitos</i> : Efeito: elevação da margem de preço e lucro - <i>Situação do PA</i> : Condenados (Reincidência levou a abertura de um novo processo com os mesmos envolvidos). - <i>Multa</i> : R\$6 milhões.
Vitoria RM	ES	08012.008847/ 2006-17	E-G	~60%	27	2006	2015	<i>Coordenador</i> : Grupo de postos - <i>Ações e Efeitos</i> : Fixação e coordenação de preços na região de 2006 a 2007. - <i>Situação do PA</i> : Condenados. - <i>Multa</i> : R\$66 milhões.
São Luís RM	MA	08700.002821/ 2014-09	E-G	~15%	---	2011	Não	<i>Coordenador</i> : Sindicato - <i>Ações e Efeitos</i> : Fixação de preço - <i>Situação do PA</i> : Processo ainda em aberto.

Fonte: CADE (2015).

Nota: * E – Etanol, G – Gasolina, D- Diesel; ** ND – não disponível; *** RM - região metropolitana; + GP – Guerra de preços; ++ Pr. – presidente do sindicato, Dr. – Dirigentes do Sindicato.

Anexo 3. Cointegração TAR

O teste TAR⁸² de cointegração proposto por Enders e Siklos (2001), assim como o teste de ECM, também é realizado em dois passos. O primeiro passo é similar ao modelo ECM e consiste na obtenção dos resíduos da equação D1. A grande diferença está na especificação do vetor de correção de erros do segundo passo, que é dividido em dois vetores, derivados dos resíduos da equação D2. Para a divisão do vetor de erro é adicionado um componente TAR ou MTAR para regredir os erros obtidos pelas estimativas da equação, como segue:

$$\Delta\mu_{i,t} = \phi_{i,1}I_{i,t}\mu_{i,t-1} + \phi_{i,2}(1 - I_{i,t})\mu_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad \text{D1}$$

em que I é o processo TAR definido por:

$$I_{i,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } \mu_{i,t-1} \geq \tau \\ 0, & \text{se } \mu_{i,t-1} < \tau \end{cases} \quad \text{D2}$$

e τ é o valor *Threshold*.

Em geral, o valor do τ é desconhecido e precisa ser estimado junto com os valores de $\phi_{i,1}$ e $\phi_{i,2}$. No entanto, em uma série de aplicações econômicas, é comum definir $\tau = 0$ para que o vetor de cointegração coincida como um vetor de equilíbrio.

Assim como no teste de cointegração ECM que tem como hipótese nula $\phi_i = 0$, indicando que o modelo não cointegra linearmente, no teste de cointegração TAR a hipótese nula é $\phi_{i,1} = \phi_{i,2} = 0$, i.e., de não cointegração mesmo sob a hipótese de não linearidade. Se a hipótese nula for rejeitada, as condições suficientes para que $\mu_{i,t}$ seja estacionária são de que $\phi_{i,1} < 0$, $\phi_{i,2} < 0$ e $(1 + \phi_{i,1})(1 + \phi_{i,2}) < 1$, para qualquer valor de τ . Além disso, as estimativas de $\phi_{i,1}$ e $\phi_{i,2}$, em um contexto multivariado possuem normalidade assintótica. Se estas condições forem satisfeitas, $\mu_{i,t} = 0$ pode ser considerado o valor de equilíbrio ao longo prazo da equação D1.

⁸² Existe também o teste MTAR como pode ser visto no texto do autor.

Caso os resíduos não se aproximem de um ruído branco, o modelo pode ser ajustado de forma a incluir em sua especificação defasagens de $\Delta\mu_{i,t}$, como segue abaixo:

$$\Delta\mu_{it} = \phi_{i,1}I_{i,t}\mu_{i,t-1} + \phi_{i,2}(1-I_{i,t})\mu_{i,t-1} + \sum_{k=1}^{T-1} \lambda_{i,k}\Delta\mu_{i,t-k} + \varepsilon_{i,t} \quad D3$$

Os critérios AIC (Critério de Informação Akaike) e BIC (Critério de Informação Bayesiano) podem ser utilizados para definir o número de defasagens de $\Delta\mu_{i,t-k}$.

Não rejeitando a hipótese de cointegração e existindo um único vetor de cointegração, o Modelo de Correção de Erros TAR pode ser escritos na seguinte forma:

$$\Delta x_{i,t} = \rho_{1,i}I_t\mu_{it-1} + \rho_{2,i}(1-I_t)\mu_{i,t-1} + \sum_i^n \sum_{k=1}^{T-1} \gamma_{i,k}\Delta x_{i,t-k} + \varepsilon_{i,t} \quad D4$$

$\rho_{1,i}$ e $\rho_{2,i}$ são a velocidade de ajustamento do modelo.

Após o teste de cointegração, rejeitando a hipótese nula, é adicionado ao Modelo de Correção de Erros TAR e o teste de assimetria. O teste de assimetria tem como hipótese nula $\rho_{1,i} = \rho_{2,i}$, ao rejeitar a hipótese nula o modelo será assimétrico. Abaixo, no Quadro D1 apresenta-se um resumo das equações e dos testes relativos a cada etapa.

Quadro D1. Testes e hipóteses cointegração Threshold

Testes	Modelo de aplicação do teste	Hipótese nula
Cointegração	$\Delta\mu_{it} = \phi_{i,1}I_{i,t}\mu_{i,t-1} + \phi_{i,2}(1-I_{i,t})\mu_{i,t-1} + \dots + \varepsilon_{i,t}$	$\phi_{1,i} = \phi_{2,i} = 0$
Assimetria	$\Delta x_{it} = \rho_{1,i}I_t\mu_{it-1} + \rho_{2,i}(1-I_t)\mu_{i,t-1} + \dots + \varepsilon_{i,t}$	$\rho_{1,i} = \rho_{2,i}$

Fonte: Elaboração própria

Anexo 4. Modelagem ARCH

No intuito de identificar as aspectos relacionados a variâncias desiguais ao longo do tempo surgiu a modelagem ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) que busca expressar a variância condicional como uma defasagem distribuída do quadro de variações passadas. O modelo pressupõe que as variações não são correlacionadas serialmente, mas a volatilidade depende das variações passadas de acordo com uma função quadrática (MORETTIN, 2008).

Para a mensuração da volatilidade serão utilizados os preços semanais em que R_t representa o preço ao consumidor.

Dessa forma o modelo ARCH pode ser definido pela seguinte expressão:

$$R_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$$

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2$$

$$h_t = \text{Var}(R_t | F_{t-1})$$

onde ε_t é a seqüência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (*iid*). Usualmente supõe-se que ε_t é normalmente distribuído com variância constante e média igual a zero.

Bollerslev (1986) foi o primeiro a acrescentar uma mudança relevante, ao propor que a volatilidade condicional também fosse função dos seus próprios valores passados, construindo o modelo *Generalized* ARCH (GARCH) (MORETTIN, 2008). O modelo padrão do GARCH(m,n) é apresentado a seguir:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^n \beta_j h_{t-j} + v_t$$

onde ω é uma constante e v_t é um ruído branco

A evolução dos modelos ARCH teve uma nova versão introduzida por Nelson (1991) o EGARCH (GARCH Exponencial) que considera que choques na variância não têm efeitos

quadráticos e sim exponenciais (MORETTIN, 2008). Simplificadamente o EGARCH (m,n) pode ser expresso por:

$$\ln(h_t) = \omega + \sum_{i=1}^m \left[\alpha_i \left(\left| \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right| - E \left| \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right| \right) + \gamma_i \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right] + \sum_{j=i}^n [\beta_j \ln(h_{t-j})] + v_t$$

onde γ_i capta o efeito assimétrico.

Outro modelo da adicionado ao grupo de modelos ARCH com o intuito de captar de forma mais simples, em relação ao EGARCH, o comportamento assimétrico da volatilidade nas séries financeiras foi o TARCH⁸³ (Threshold ARCH), que é um caso particular do modelo ARCH não linear, expresso da seguinte forma:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2 + \gamma R_{t-i}^2 d_{t-1} + \sum_{j=i}^n \beta_j h_{t-j} + v_t$$

em que d_{t-1} é uma variável *dummy* que assume o valor de 1 se $R_{t-1} < 0$, e igual a zero se $R_{t-1} > 0$.

Os modelos listados aqui têm como único intuito expor a dinâmica da variação dos preços no intuito de identificar comportamentos não concorrenciais. Tendo estes aspectos como objetivos, os modelos adotados neste trabalho tomam como pressuposto modelos de jogos dinâmicos, em que os agentes têm informação suficiente para identificar quebras de acordo e praticar a punição correspondente. Assim, as informações entre os agentes não são muito defasadas. Sob este pressuposto, justifica-se o uso de poucas defasagens de períodos nos modelos, pois os agentes reagem rápido a ações de seus concorrentes.

A modelagem da variância condicional foi realizada pelos modelos GARCH, EGARCH e TARCH, segunda as distribuições *Gaussiana* e *t-Student*. A tabela 2 resume os modelos utilizados.

Quadro C1. Modelos de Análise da Variância

Modelos	Forma Funcional
---------	-----------------

⁸³ Apresentado por Glosten, Jagannathane Runkle (1993) e implementado por Zakoian (1994).

GARCH	$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^n \beta_j h_{t-j} + v_t$
EGARCH	$\ln(h_t) = \omega + \sum_{i=1}^m \left[\alpha_i \left(\left \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right - E \left \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right \right) + \gamma_i \frac{R_{t-i}}{h_{t-1}} \right] + \sum_{j=1}^n [\beta_j \ln(h_{t-j})] + v_t$
TARCH	$h_t = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i R_{t-i}^2 + \gamma R_{t-i}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^n \beta_j h_{t-j} + v_t$

Fonte: Elaboração própria

Nota: O algoritmo a ser utilizado é BHHH⁸⁴, com limite de 100 iterações com valor de convergência de 0,0001. A utilização deste algoritmo é sugerida por Bollerslev (1986) para estruturas do tipo GARCH, por critérios de eficiência e convergência.

⁸⁴ E. B. Berndt, B. Hall, R. Hall, J. Hausman. Estimation and inference in nonlinear structural models. *Annals of Economic and Social Measurement*, 3/4:653–665, 1974.

Anexo 5. Modelo Markoviano de Mudança de Regime.

Os modelos de mudança de regime podem ser definidos em duas categorias:

- (a) Modelos de transição exógena: além das equações que definem as estimações devem ser caracterizadas também as mudanças de regime por meio de variável ou parâmetro que permita ao modelo identificar esta mudança. Entre os modelos de mudança exógena estão a classe de modelos uni e multivariados *switching regression; threshold autoregressive model* (TAR e SETAR, *self-exciting threshold*) e os modelos autorregressivos de transição alisada, STAR (*smooth transition autoregressive model*)⁸⁵.
- (b) Modelos de transição endógena: apenas as equações do modelo e os parâmetros de interação são caracterizados antes da estimação os períodos de mudança de regime são definidos endogenamente junto com a probabilidade do evento. Os modelos desta classe são derivados dos modelos markovianos⁸⁶ em que as definições dos n estados possíveis de transição podem ser definidos conjuntamente com os modelos.

A descrição do modelo abaixo Markoviano é um resumo do modelo exposto por Hamilton (1996) e Kim e Nelson (1999), apenas os aspectos mais relevantes à análise deste trabalho quanto ao método de identificação das estatísticas e estimação serão apresentados, para mais detalhes ver a obra completa dos autores.

Em um modelo de regressão simples em que a função a ser estimada pode ser representada por $y_t = X_t\beta + \varepsilon_t$ com $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, os parâmetros podem ser encontrados pela maximização da função de verossimilhança $\ln(L) = \sum_{t=1}^T \ln[f(y_t)]$ onde $f(y_t)$ é a função de densidade de probabilidade. Se existir uma quebra estrutural nos parâmetros, então tem-se que $y_t = X_t\beta_{s_t} + \varepsilon_t$ e $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t}^2)$, com $s_t \geq 2$. Se as datas destas quebras são conhecidas *a priori* a função log da verossimilhança passa a ser dada por $\ln(L) = \sum_{t=1}^T \ln[f(y_t|s_t)]$, e os parâmetros a serem estimados são β_{s_t} e $\sigma_{s_t}^2$ para tantos quantos forem os estados de s_t .

Porém, se s_t é desconhecido para que seja estimada esta função de densidade, é necessário fazer uma hipótese sobre o comportamento estocástico de s_t que pode ser independente de seus valores passados. O caso mais interessante é quando s_t depende de s_{t-i} com $i \in [1, k - 1]$ para k possíveis estados, sendo este denominado de um processo de mudança markoviano de ordem k .

⁸⁵ Ver Frey e Manera (2007) e Granger e Teräsvirta (1993).

⁸⁶ Ver Hamilton (1996) e Kim and Nelson (1999).

Um processo de Markov é um processo estocástico sem memória, i.e. para cada nova previsão ($t+1$) de um dado termo X , apenas o estado atual importa (X_t) e os processos passados (X_{t-i} , com $i \in [1, k-1]$) não tem relevância para estimar X_{t+1} . Para o modelo markoviano a hipótese é de que o regime s_t não observado, mas sim determinado por um processo estocástico markoviano de estado e tempo discretos, que é definido pelas probabilidades de transição. A probabilidade de X_{t+1} pertencer ao estado j dado que X_t pertence ao estado i , é determinada pela probabilidade de transição de um passo, é representada por:

$$pr_{ij}^{t,t+1} = Pr(X_{t+1} = j | X_t = i)$$

A probabilidade de transição é uma função estado-tempo, se $pr_{ij}^{t,t+1}$ for independente do tempo, então o processo de Markov tem uma probabilidade de transição estacionária $pr_{ij}^{t,t+1} = pr_{ij}$. As probabilidades de transição entre cada estado é representada através de uma matriz de probabilidade de transição $Pr_{(k \times k)}$ tal como:

$$Pr = \begin{bmatrix} pr_{11} & pr_{21} & \cdots & pr_{k1} \\ pr_{12} & pr_{22} & \cdots & pr_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ pr_{1k} & pr_{2k} & \cdots & pr_{kk} \end{bmatrix}$$

em que $\sum_{j=1}^k pr_{ij} = 1, \forall i \in [1, k]$ e o vetor de probabilidade de transição de Markov é dado pelo vetor diagonal da matriz Pr .

Assumindo uma função de densidade de probabilidade normal para os k estados não observados da variável tem se a seguinte função de identificação, que pode ser estimada por máxima verossimilhança ou inferência Bayesiana:

$$f(y_t | s_t = j; \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right)$$

em que θ é são os vetores de μ_j e σ_j^2 . A partir da função de densidade de probabilidade é possível construir a função de máxima verossimilhança do modelo da por:

$$\ln(L) = \sum_{t=1}^T \ln \sum_{j=1}^k [f(y_t | s_t = j; \theta)] Pr(s_t = j)$$

Sendo esta a média ponderada da função de verossimilhança em cada estado, onde os pesos são dados por probabilidades do estado. Esta equação, no entanto, não pode ser aplicada diretamente quando essas probabilidades não são observadas, é necessário inferências sobre as probabilidades com base nas informações disponíveis. A fim de inferir sobre estas probabilidade é necessário utilizar o filtro de Hamilton, que consiste exatamente em calcular as probabilidades filtradas de cada estado com base na chegada de novas informações.

O algoritmos do filtro de Hamilton para as estimativas de $Pr(S_t = j)$, consistem: Considere ψ_{t-1} como a matriz de informação disponível no tempo $(t-1)$ dos parâmetros μ_j e σ_j^2 :

1. Defina um palpite para a probabilidade inicial (Pr em $t = 0$) de cada estado $Pr(s_t = j)$ for $j = 1, 2$;
2. Inicie em $t = 1$ e calcule as probabilidades de cada estado das novas informações até o tempo $T-1$;

$$Pr(s_t = j | \psi_{t-1}) = \sum_{j=1}^2 pr_{ij}(Pr(s_t = j | \psi_{t-1}))$$

3. Atualize as probabilidades de cada estado com as novas informações de tempo t pelos parâmetros do modelo em cada estado (ψ_j) e as probabilidades de transição pr_{11} e pr_{22} para calcular a função de verossimilhança em cada estado $f(y_t | s_t = j; \psi_{t-1})$ para o tempo t .
4. Use a função $Pr(s_t = j | \psi_t)$ para atualizar a probabilidade de cada estado, dada a nova informação:

$$Pr(s_t = j | \psi_t) = \frac{f(y_t | s_t = j; \psi_{t-1}) Pr(s_t = j | \psi_{t-1})}{\sum_{j=1}^2 f(y_t | s_t = j; \psi_{t-1}) Pr(s_t = j | \psi_{t-1})}$$

5. Faça $t = t + 1$ e repita os passos 2 à 3 até $t = T$, isto é, até tomar todas as observações da amostra. Isso fornece um conjunto de probabilidades filtradas para cada estado a partir de $t = 1$ até $t = T$.

O filtro de Hamilton permite encontrar as probabilidades de cada estado permitindo a identificação da função de máxima verossimilhança para cada estado.

Anexo 6. Algoritmo do modelo Boost Logit

Algoritmo Boost⁸⁷ Logit

1. Iniciar com pesos $w_i = 1/N$ com $i = 1, 2, \dots, N$, $F(x) = 0$ e probabilidade estimada de $p(x_i) = 1/2$.

2. Repetir para $m=1, 2, \dots, M$:

a. Calcular a resposta e os pesos:

$$z_i = \frac{y_i^* - p(x_i)}{p(x_i)(1 - p(x_i))}$$

$$w_i = p(x_i)(1 - p(x_i))$$

b. Estimar a função $f_m(x)$ por mínimos quadrados ponderados para z_i de x_i usando os pesos w_i .

c. Atualizar as funções $F(x) \leftarrow F(x) + \frac{1}{2}f_m(x)$ e $p(x) \leftarrow e^{F(x)}/(e^{F(x)} + e^{-F(x)})$

3. Saída do classificador $sign[F(x)] = sign[\sum_{m=1}^M f_m(x)]$.

⁸⁷ Boost Software License - Version 1.0 - August 17th, 2003.

Permission is hereby granted, free of charge, to any person or organization obtaining a copy of the software and accompanying documentation covered by this license (the "Software") to use, reproduce, display, distribute, execute, and transmit the Software, and to prepare derivative works of the Software, and to permit third-parties to whom the Software is furnished to do so, all subject to the following:

Anexo 7. Municípios Analisados

Quadro de municípios analisados

continua

UF	Município
AC	Cruzeiro do Sul; Rio Branco; Sena Madureira; Senador Guimard; Tarauacá; Xapuri.
AL	Arapiraca; Delmiro Gouveia; Maceió; Marechal Deodoro; Palmeira dos Índios; Rio Largo; Santana do Ipanema.
AM	Humaitá; Itacoatiara; Manacapuru; Manaus; Parintins; Presidente Figueiredo; Tefé.
AP	Calçoene; Laranjal do Jari; Macapá; Oiapoque; Porto Grande; Santana.
BA	Alagoinhas; Barra; Barreiras; Brumado; Caetité; Camaçari; Campo Formoso; Candeias; Conceição do Jacuípe; Eunápolis; Feira de Santana; Guanambi; Ilhéus; Ipirá; Irecê; Itabuna; Itamaraju; Jacobina; Jaguaquara; Jequié; Juazeiro; Lauro de Freitas; Livramento de Nossa Senhora; Paulo Afonso; Porto Seguro; Poções; Ruy Barbosa; Salvador; Santo Antônio de Jesus; Senhor do Bonfim; Serrinha; Simões Filho; Valença; Vitória da Conquista.
CE	Beberibe; Canindé; Caucaia; Crateús; Crato; Fortaleza; Icó; Iguatu; Ipu; Itapipoca; Juazeiro do Norte; Limoeiro do Norte; Maracanaú; Morada Nova; Pedra Branca; Quixadá; Sobral.
DF	Brasília.
ES	Aracruz; Barra de São Francisco; Cachoeiro de Itapemirim; Cariacica; Castelo; Colatina; Guarapari; Itapemirim; Jaguaré; Linhares; Nova Venécia; Serra; São Mateus; Vila Velha; Vitória.
GO	Anápolis; Aparecida de Goiânia; Caldas Novas; Catalão; Formosa; Goiatuba; Goiânia; Itumbiara; Jataí; Luziânia; Mineiros; Morrinhos; Planaltina; Porangatu; Rio Verde; Trindade; Valparaíso de Goiás; Águas Lindas de Goiás.
MA	Açailândia; Bacabal; Balsas; Barra do Corda; Carolina; Caxias; Codó; Imperatriz; Pinheiro; Presidente Dutra; Santa Inês; São Domingos do Maranhão; São José de Ribamar; São João dos Patos; São Luís; Timon.
MG	Alfenas; Araguari; Araxá; Barbacena; Belo Horizonte; Betim; Bom Despacho; Campo Belo; Caratinga; Congonhas; Conselheiro Lafaiete; Contagem; Coronel Fabriciano; Curvelo; Diamantina; Divinópolis; Formiga; Frutal; Governador Valadares; Guaxupé; Ibirité; Ipatinga; Itabira; Itajubá; Itaúna; Ituiutaba; Janaúba; Januária; João Monlevade; João Pinheiro; Juiz de Fora; Lavras; Leopoldina; Manhuaçu; Mariana; Monte Carmelo; Montes Claros; Muriaé; Nova Lima; Oliveira; Ouro Preto; Pará de Minas; Passos; Patos de Minas; Patrocínio; Pouso Alegre; Poços de Caldas; Ribeirão das Neves; Sabará; Santa Luzia; Santos Dumont; Sete Lagoas; São João Del Rei; São Lourenço; São Sebastião do Paraíso; Teófilo Otoni; Timóteo; Três Corações; Uberaba; Uberlândia; Ubá; Unaí; Varginha; Vespasiano; Viçosa.
MS	Campo Grande; Corumbá; Coxim; Dourados; Nova Andradina; Paranaíba; Ponta Porã; Três Lagoas.
MT	Alta Floresta; Cuiabá; Cáceres; Rondonópolis; Santo Antônio do Leverger; Sinop; Sorriso; Várzea Grande.
PA	Abaetetuba; Alenquer; Altamira; Ananindeua; Belém; Bragança; Breves; Cametá; Castanhal; Conceição do Araguaia; Itaituba; Marabá; Paragominas; Parauapebas; Redenção; Santana do Araguaia; Santarém; Xinguara.
PB	Bayeux; Cabedelo; Campina Grande; João Pessoa; Mamanguape; Patos; Santa Rita; Sapé; Sousa.
PE	Abreu e Lima; Afogados da Ingazeira; Araripina; Arcoverde; Belo Jardim; Bom Conselho; Cabo de Santo Agostinho; Camaragibe; Caruaru; Garanhuns; Goiana; Gravatá; Igarassu; Jaboatão dos Guararapes; Lajedo; Olinda; Paulista; Petrolina; Recife; Salgueiro; Santa Cruz do Capibaribe; Serra Talhada; Sertânia; São Bento do Una; São Lourenço da Mata; Vitória de Santo Antão.

Conclusão

UF	Município
PI	Barras; Campo Maior; Oeiras; Parnaíba; Picos; Piri-piri; Teresina.
PR	Almirante Tamandaré; Apucarana; Araongas; Araucária; Assis Chateaubriand; Cambé; Campo Largo; Campo Mourão; Cascavel; Castro; Cianorte; Colombo; Cornélio Procópio; Curitiba; Foz do Iguaçu; Francisco Beltrão; Guarapuava; Laranjeiras do Sul; Londrina; Marechal Cândido Rondon; Maringá; Paranaguá; Paranaíba; Pinhais; Ponta Grossa; Santo Antônio da Platina; São José dos Pinhais; Toledo; Umuarama. "União da Vitória.
RJ	Angra dos Reis; Araruama; Armação dos Búzios; Barra Mansa; Barra do Piraí; Belford Roxo; Cabo Frio; Campos dos Goytacazes; Duque de Caxias; Itaboraí; Itaguaí; Itaperuna; Macaé; Magé; Mangaratiba; Maricá; Nilópolis; Niterói; Nova Friburgo; Nova Iguaçu; Parati; Paraíba do Sul; Petrópolis; Queimados; Rio Bonito; Rio de Janeiro; Santo Antônio de Pádua; Sapucaia; Saquarema; São Francisco de Itabapoana; São Gonçalo; São João de Meriti; Teresópolis; Três Rios; Valença; Vassouras; Volta Redonda.
RN	Caicó; Currais Novos; Mossoró; Natal; Parnamirim; São José de Mipibu.
RO	Ariquemes; Cacoal; Guajará-Mirim; Ji-Paraná; Pimenta Bueno; Porto Velho; São Miguel do Guaporé; Vilhena.
RR	Boa Vista; Cantá; Caracaraí; Mucajaí; Rorainópolis.
RS	Alegrete; Alvorada; Bagé; Bento Gonçalves; Cachoeira do Sul; Cachoeirinha; Canoas; Caxias do Sul; Caçapava do Sul; Chuí; Cruz Alta; Erechim; Esteio; Gramado; Gravataí; Guaíba; Ijuí; Jaguarão; Lajeado; Novo Hamburgo; Osório; Palmeira das Missões; Passo Fundo; Pelotas; Porto Alegre; Rio Grande; Santa Cruz do Sul; Santa Maria; Santa Rosa; Santa Vitória do Palmar; Santana do Livramento; Santo Ângelo; Sapucaia do Sul; São Borja; São Gabriel; São Leopoldo; São Luiz Gonzaga; Torres; Tramandaí; Uruguaiana; Vacaria; Viamão.
SC	Araranguá; Balneário Camboriú; Biguaçu; Blumenau; Brusque; Caçador; Chapecó; Concórdia; Criciúma; Florianópolis; Itajaí; Jaraguá do Sul; Joinville; Lages; Laguna; Mafra; Palhoça; São José; Tubarão; Videira; Xanxerê.
SE	Aracaju; Itabaiana; Itabaianinha; Lagarto; Nossa Senhora do Socorro; Tobias Barreto.
SP	Adamantina; Americana; Amparo; Apiaí; Araraquara; Araras; Araçatuba; Assis; Atibaia; Avaré; Barretos; Barueri; Bauru; Bebedouro; Birigui; Botucatu; Bragança Paulista; Campinas; Campos do Jordão; Capão Bonito; Caraguatatuba; Carapicuíba; Catanduva; Caçapava; Cosmópolis; Cotia; Cruzeiro; Cubatão; Diadema; Dracena; Embu; Ferraz de Vasconcelos; Franca; Francisco Morato; Franco da Rocha; Garça; Guaratinguetá; Guarujá; Guarulhos; Hortolândia; Ibitinga; Indaiatuba; Itanhaém; Itapeçerica da Serra; Itapetininga; Itapeva; Itapeví; Itapira; Itaquaquecetuba; Itatiba; Itu; Itápolis; Jaboticabal; Jacareí; Jales; Jandira; Jaú; José Bonifácio; Jundiá; Leme; Limeira; Lins; Lorena; Marília; Matão; Mauá; Mirassol; Mococa; Mogi Guaçu; Mogi das Cruzes; Moji Mirim; Monte Alto; Olímpia; Osasco; Ourinhos; Paraguaçu Paulista; Paulínia; Pindamonhangaba; Piracicaba; Porto Ferreira; Poá; Praia Grande; Presidente Prudente; Presidente Venceslau; Ribeirão Pires; Ribeirão Preto; Rio Claro; Salto; Santa Bárbara d'Oeste; Santa Cruz do Rio Pardo; Santo André; Santos; Sertãozinho; Sorocaba; Sumaré; Suzano; São Bernardo do Campo; São Caetano do Sul; São Carlos; São Joaquim da Barra; São José do Rio Preto; São José dos Campos; São João da Boa Vista; São Paulo; São Roque; São Vicente; Taboão da Serra; Tatuí; Taubaté; Tupã; Ubatuba; Valinhos; Vinhedo; Votorantim; Votuporanga; Várzea Paulista.
TO	Araguaína; Dianópolis; Gurupi; Palmas; Paraíso do Tocantins; Porto Nacional.

APÊNDICE

Apêndice 1. Resultado do teste DFGLS por Município

				continua			
DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
AC	Cruzeiro do Sul	-1.899	-2.035	BA	Lauro de Freitas	-2.212	-1.856
AC	Rio Branco	-1.875	-1.722		Livramento de		
AC	Sena Madureira	-2.186	-1.739	BA	Nossa Senhora	-2.162	-2.477
AC	Senador Guiomard	-2.093	-2.573	BA	Paulo Afonso	-1.719	-1.818
AC	Tarauacá	-2.752	-1.969	BA	Poções	-1.708	-1.832
AC	Xapuri	-1.975	-2.415	BA	Porto Seguro	-2.102	-2.236
AL	Arapiraca	-2.542	-1.939	BA	Ruy Barbosa	-2.1	-1.897
AL	Delmiro Gouveia	-2.367	-2.145	BA	Salvador	-2.169	-2.091
AL	Maceió	-1.833	-1.762		Santo Antônio de		
AL	Marechal Deodoro	-2.26	-1.965	BA	Jesus	-2.153	-2.02
	Palmeira dos			BA	Senhor do Bonfim	-1.92	-1.92
AL	Índios	-2.237	-1.87	BA	Serrinha	-1.933	-2.144
AL	Rio Largo	-1.847	-1.915	BA	Simões Filho	-2.026	-1.897
	Santana do			BA	Teixeira de Freitas	-1.995	-1.956
AL	Ipanema	-1.817	-2.143	BA	Valença	-1.954	-1.969
AM	Humaitá	-1.77	-2.221		Vitória da		
AM	Itacoatiara	-1.898	-1.594	BA	Conquista	-1.724	-1.781
AM	Manacapuru	-1.987	-2.366	CE	Beberibe	-2.137	-2.273
AM	Manaus	-2.516	-1.854	CE	Canindé	-1.917	-2.294
AM	Parintins	-1.929	-2.014	CE	Caucaia	-2.263	-1.914
	Presidente			CE	Crateús	-2.294	-2.317
AM	Figueiredo	-2.153	-2.168	CE	Crato	-2.179	-2.102
AM	Tefé	-2.124	-2.617	CE	Fortaleza	-2.491	-2.045
AP	Calçoene	-2.508	-2.047	CE	Icó	-2.055	-2.538
AP	Laranjal do Jari	-2.099	-2.178	CE	Iguatu	-1.8	-2.167
AP	Macapá	-1.778	-1.874	CE	Ipu	-2.464	-2.469
AP	Oiapoque	-2.169	-2.103	CE	Itapipoca	-2.23	-2.121
AP	Porto Grande	-1.985	-2.044	CE	Juazeiro do Norte	-2.087	-1.96
AP	Santana	-1.856	-1.655	CE	Limoeiro do Norte	-1.972	-2.493
BA	Alagoinhas	-2.017	-1.832	CE	Maracanaú	-2.3	-1.996
BA	Barra	-2.549	-1.756	CE	Morada Nova	-2.207	-2.043
BA	Barreiras	-1.808	-1.992	CE	Pedra Branca	-2.393	-2.2
BA	Brumado	-2.008	-1.923	CE	Quixadá	-1.964	-2.561
BA	Caetité	-2.147	-2.154	CE	Sobral	-2.318	-2.24
BA	Camaçari	-2.007	-1.808	DF	Brasília	-2.11	-1.684
BA	Campo Formoso	-2.19	-2.138	ES	Aracruz	-2.025	-1.805
BA	Candeias	-2.103	-1.743		Barra de São		
	Conceição do			ES	Francisco	-1.962	-1.877
BA	Jacuípe	-2.07	-1.785		Cachoeiro de		
BA	Eunápolis	-2.171	-2.145	ES	Itapemirim	-1.808	-1.876
BA	Feira de Santana	-2.312	-1.832	ES	Cariacica	-1.871	-1.653
BA	Guanambi	-1.753	-1.877	ES	Castelo	-1.9	-1.959
BA	Ilhéus	-1.962	-1.859	ES	Colatina	-2.15	-1.884
BA	Ipirá	-2.239	-1.996	ES	Guarapari	-2.305	-1.764
BA	Irecê	-2.022	-1.865	ES	Itapemirim	-2.008	-1.83
BA	Itabuna	-2.04	-1.707	ES	Jaguaré	-1.88	-2.031
BA	Itamaraju	-1.697	-2.126	ES	Linhares	-2.429	-1.972
BA	Jacobina	-2.374	-2.096	ES	Nova Venécia	-2.053	-1.951
BA	Jaguaquara	-2.155	-2.053	ES	São Mateus	-1.925	-1.88
BA	Jequié	-2.002	-1.844	ES	Serra	-1.984	-1.881
BA	Juazeiro	-2.275	-1.944	ES	Vila Velha	-1.871	-1.753

continua

DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
ES	Vitória	-1.851	-1.689	MG	Coronel Fabriciano	-2.34	-1.799
	Águas Lindas de			MG	Curvelo	-1.882	-2.004
GO	Goiás	-2.123	-1.693	MG	Diamantina	-2.234	-2.397
GO	Anápolis	-2.209	-1.594	MG	Divinópolis	-1.84	-1.986
	Aparecida de			MG	Formiga	-1.834	-1.887
GO	Goiânia	-1.999	-1.667	MG	Frutal	-1.727	-1.719
GO	Caldas Novas	-1.779	-1.611		Governador		
GO	Catalão	-1.604	-1.736	MG	Valadares	-1.923	-1.792
GO	Formosa	-1.77	-1.858	MG	Guaxupé	-1.78	-2.077
GO	Goiânia	-1.982	-1.636	MG	Ibirité	-1.796	-1.764
GO	Goiatuba	-1.503	-1.854	MG	Ipatinga	-2.309	-1.75
GO	Itumbiara	-1.886	-1.514	MG	Itabira	-2.207	-1.953
GO	Jataí	-1.803	-1.662	MG	Itajubá	-1.904	-1.622
GO	Luziânia	-1.792	-1.847	MG	Itaúna	-1.856	-1.682
GO	Mineiros	-1.992	-1.88	MG	Ituiutaba	-1.602	-1.653
GO	Morrinhos	-1.8	-1.636	MG	Janaúba	-2.623	-2.19
GO	Planaltina	-1.883	-1.7	MG	Januária	-2.244	-1.871
GO	Porangatu	-1.783	-1.643	MG	João Monlevade	-1.981	-1.667
GO	Rio Verde	-1.498	-1.621	MG	João Pinheiro	-2.465	-2.182
GO	Trindade	-1.949	-1.57	MG	Juiz de Fora	-2.171	-1.852
	Valparaíso de			MG	Lavras	-1.833	-1.899
GO	Goiás	-2.168	-1.7	MG	Leopoldina	-2.026	-1.884
MA	Açailândia	-2.138	-1.998	MG	Manhuaçu	-1.711	-1.627
MA	Bacabal	-1.723	-1.784	MG	Mariana	-2.503	-2.264
MA	Balsas	-2.181	-2.021	MG	Monte Carmelo	-1.957	-1.698
MA	Barra do Corda	-2.467	-1.894	MG	Montes Claros	-2.153	-1.8
MA	Carolina	-2.316	-2.004	MG	Muriae	-1.873	-1.84
MA	Caxias	-2.067	-1.932	MG	Nova Lima	-2.025	-1.867
MA	Codó	-2.289	-1.985	MG	Oliveira	-2.174	-1.894
MA	Imperatriz	-2.171	-1.62	MG	Ouro Preto	-2.03	-1.848
MA	Pinheiro	-2.363	-1.807	MG	Pará de Minas	-1.695	-1.804
MA	Presidente Dutra	-2.127	-2.13	MG	Paracatu	-1.916	-2.06
MA	Santa Inês	-1.92	-1.71	MG	Passos	-1.874	-1.983
	São Domingos do			MG	Patos de Minas	-1.835	-1.601
MA	Maranhão	-2.001	-2.199	MG	Patrocínio	-1.808	-1.756
MA	São João dos Patos	-2.132	-2.091	MG	Poços de Caldas	-2.05	-1.568
	São José de			MG	Pouso Alegre	-1.967	-1.86
MA	Ribamar	-1.965	-1.7	MG	Ribeirão das Neves	-1.883	-1.698
MA	São Luís	-2.064	-1.647	MG	Sabará	-1.869	-1.829
MA	Timon	-2.332	-1.902	MG	Santa Luzia	-1.64	-1.613
MG	Alfenas	-1.933	-2.045	MG	Santos Dumont	-1.905	-1.925
MG	Araguari	-1.781	-1.795	MG	São João del Rei	-1.994	-2.056
MG	Araxá	-1.797	-1.817	MG	São Lourenço	-2.115	-2.106
MG	Barbacena	-1.748	-1.613		São Sebastião do		
MG	Belo Horizonte	-1.852	-1.768	MG	Paraíso	-1.785	-2.042
MG	Betim	-1.963	-1.807	MG	Sete Lagoas	-1.861	-1.571
MG	Bom Despacho	-2.112	-2.326	MG	Teófilo Otoni	-2.201	-1.738
MG	Campo Belo	-2.208	-2.029	MG	Timóteo	-2.14	-2.248
MG	Caratinga	-1.811	-2.128	MG	Três Corações	-1.772	-1.694
MG	Cataguases	-1.916	-1.944	MG	Ubá	-2.126	-1.849
MG	Congonhas	-1.986	-2.059	MG	Uberaba	-1.995	-1.662
	Conselheiro			MG	Uberlândia	-2.596	-1.927
MG	Lafaiete	-1.848	-1.957	MG	Unai	-1.975	-1.901
MG	Contagem	-1.846	-1.604	MG	Varginha	-2.06	-1.863

continua

DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
MG	Vespasiano	-1.842	-1.68	PE	Belo Jardim	-2.077	-1.953
MG	Viçosa	-1.607	-1.855	PE	Bom Conselho	-2.157	-2.18
MS	Campo Grande	-2.028	-1.594		Cabo de Santo		
MS	Corumbá	-1.802	-1.948	PE	Agostinho	-2.453	-2.026
MS	Coxim	-1.581	-1.722	PE	Camaragibe	-2.829	-1.899
MS	Dourados	-1.686	-1.658	PE	Caruaru	-1.889	-1.821
MS	Nova Andradina	-1.755	-1.764	PE	Garanhuns	-2.089	-1.744
MS	Paranaíba	-2.081	-1.727	PE	Goiana	-2.092	-2.189
MS	Ponta Porã	-1.581	-1.747	PE	Gravatá	-2.072	-1.906
MS	Três Lagoas	-1.557	-1.667	PE	Igarassu	-2.817	-1.792
MT	Alta Floresta	-1.623	-2.419		Jaboatão dos		
MT	Cáceres	-1.578	-1.92	PE	Guararapes	-3.136	-2.189
MT	Cuiabá	-2.102	-1.626	PE	Lajedo	-2.017	-1.962
MT	Rondonópolis	-1.934	-1.717	PE	Olinda	-3.413	-1.99
	Santo Antônio do			PE	Paulista	-3.091	-1.821
MT	Leverger	-2.147	-1.945	PE	Petrolina	-2.093	-2.103
MT	Sinop	-1.748	-1.934	PE	Recife	-3.159	-2.009
MT	Sorriso	-1.818	-2.241	PE	Salgueiro	-2.252	-1.879
MT	Várzea Grande	-2.093	-1.627		Santa Cruz do		
PA	Abaetetuba	-1.896	-1.726	PE	Capibaribe	-1.858	-2.2
PA	Alenquer	-2.468	-2.017	PE	São Bento do Una	-2.442	-2.132
PA	Altamira	-2.179	-2.2		São Lourenço da		
PA	Ananindeua	-1.804	-1.941	PE	Mata	-2.898	-2.063
PA	Belém	-1.982	-1.847	PE	Serra Talhada	-2.034	-2.157
PA	Bragança	-1.738	-1.758	PE	Sertânia	-2.054	-2.222
PA	Breves	-1.938	-2.148		Vitória de Santo		
PA	Cametá	-1.866	-1.924	PE	Antão	-2.334	-1.959
PA	Castanhal	-2.145	-1.96	PI	Barras	-2.114	-1.917
	Conceição do			PI	Campo Maior	-2.188	-2.042
PA	Araguaia	-2.556	-2.316	PI	Oeiras	-2.606	-2.047
PA	Itaituba	-2.414	-2.117	PI	Parnaíba	-1.892	-1.884
PA	Marabá	-2.03	-1.955	PI	Picos	-1.986	-1.944
PA	Paragominas	-1.931	-1.855	PI	Piripiri	-2.127	-2.171
PA	Parauapebas	-2.115	-2.046	PI	Teresina	-2.11	-1.68
PA	Redenção	-2.213	-2.323		Almirante		
	Santana do			PR	Tamandaré	-2.226	-2.303
PA	Araguaia	-2.614	-2.169	PR	Apucarana	-2.085	-1.876
PA	Santarém	-1.767	-1.721	PR	Arapongas	-1.758	-1.815
PA	Tucuruí	-2.023	-1.933	PR	Araucária	-2.12	-1.886
PA	Xinguara	-2.156	-2.271		Assis		
PB	Bayeux	-2.038	-1.896	PR	Chateaubriand	-1.743	-1.804
PB	Cabedelo	-2.14	-1.989	PR	Cambé	-1.968	-1.848
PB	Campina Grande	-1.913	-1.566	PR	Campo Largo	-1.811	-1.821
PB	João Pessoa	-2.226	-1.7	PR	Campo Mourão	-1.799	-2.087
PB	Mamanguape	-1.833	-1.867	PR	Cascavel	-1.761	-1.821
PB	Patos	-2.085	-1.682	PR	Castro	-1.822	-2.002
PB	Santa Rita	-1.957	-1.894	PR	Cianorte	-1.899	-2.13
PB	Sapé	-1.695	-1.986	PR	Colombo	-2.18	-1.875
PB	Sousa	-1.761	-1.845	PR	Cornélio Procópio	-1.949	-1.99
PE	Abreu e Lima	-2.648	-1.654	PR	Curitiba	-2.592	-2.307
	Afogados da			PR	Foz do Iguaçu	-1.796	-1.902
PE	Ingazeira	-1.699	-2.439	PR	Francisco Beltrão	-1.581	-1.875
PE	Araripina	-1.892	-2.221	PR	Guarapuava	-1.855	-1.837
PE	Arcoverde	-2.126	-1.923	PR	Laranjeiras do Sul	-2.037	-1.814

continua

DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
PR	Londrina	-2.167	-1.918	RJ	Três Rios	-1.853	-2.008
	Marechal Cândido			RJ	Valença	-1.461	-1.942
PR	Rondon	-1.55	-2.214	RJ	Vassouras	-1.942	-2.325
PR	Maringá	-2.177	-1.781	RJ	Volta Redonda	-1.793	-1.647
PR	Paranaguá	-1.764	-1.869	RN	Caicó	-1.957	-2.111
PR	Paranavaí	-1.871	-1.742	RN	Currais Novos	-1.81	-2.638
PR	Pato Branco	-1.883	-2.045	RN	Mossoró	-2.467	-1.874
PR	Pinhais	-2.501	-2.154	RN	Natal	-2.396	-1.902
PR	Ponta Grossa	-1.913	-2.05	RN	Parnamirim	-2.346	-2.01
	Santo Antônio da				São José de		
PR	Platina	-2.003	-2.026	RN	Mipibu	-2.21	-2.109
	São José dos			RO	Ariquemes	-1.843	-1.722
PR	Pinhais	-2.215	-2.107	RO	Cacoal	-1.983	-1.869
PR	Toledo	-1.617	-1.757	RO	Guajará-Mirim	-2.162	-2.156
PR	Umuarama	-1.838	-1.73	RO	Ji-Paraná	-1.684	-1.823
PR	União da Vitória	-2.037	-1.985	RO	Pimenta Bueno	-2.491	-2.294
RJ	Angra dos Reis	-1.648	-2.057	RO	Porto Velho	-1.843	-1.874
RJ	Araruama	-1.908	-1.845		São Miguel do		
	Armação dos			RO	Guaporé	-2.421	-2.402
RJ	Búzios	-2.587	-2.272	RO	Vilhena	-1.995	-1.892
RJ	Barra do Pirai	-1.864	-2.292	RR	Boa Vista	-1.714	-1.746
RJ	Barra Mansa	-1.708	-1.868	RR	Cantá	-2.364	-2.822
RJ	Belford Roxo	-1.424	-1.658	RR	Caracaraí	-1.58	-1.989
RJ	Cabo Frio	-1.906	-1.785	RR	Mucajaí	-2.507	-2.109
	Campos dos			RR	Rorainópolis	-2.197	-2.494
RJ	Goytacazes	-1.7	-1.731	RS	Alegrete	-1.859	-2.149
RJ	Duque de Caxias	-1.744	-1.608	RS	Alvorada	-2.28	-1.838
RJ	Itaboraí	-1.55	-1.73	RS	Bagé	-2.02	-1.936
RJ	Itaguaí	-1.64	-1.755	RS	Bento Gonçalves	-1.912	-1.839
RJ	Itaperuna	-1.703	-1.754	RS	Caçapava do Sul	-2.416	-2.261
RJ	Macaé	-1.67	-2.009	RS	Cachoeira do Sul	-1.913	-1.901
RJ	Magé	-2.011	-2.084	RS	Cachoeirinha	-2.259	-1.817
RJ	Mangaratiba	-1.89	-1.888	RS	Canoas	-2.272	-1.798
RJ	Maricá	-1.753	-1.712	RS	Caxias do Sul	-1.817	-1.698
RJ	Nilópolis	-1.857	-1.961	RS	Chuí	-2.495	-2.358
RJ	Niterói	-1.835	-1.717	RS	Cruz Alta	-1.845	-1.85
RJ	Nova Friburgo	-1.684	-1.923	RS	Erechim	-2.053	-1.85
RJ	Nova Iguaçu	-1.544	-1.566	RS	Esteio	-2.162	-1.873
RJ	Paraíba do Sul	-1.86	-2.417	RS	Gramado	-2.016	-1.874
RJ	Parati	-2.379	-2.687	RS	Gravataí	-2.326	-1.808
RJ	Petrópolis	-2.216	-1.828	RS	Guaíba	-1.9	-1.843
RJ	Queimados	-1.691	-1.75	RS	Ijuí	-2.105	-1.933
RJ	Resende	-1.737	-1.967	RS	Jaguarão	-2.507	-1.878
RJ	Rio Bonito	-2.156	-2.06	RS	Lajeado	-1.864	-1.848
RJ	Rio de Janeiro	-1.499	-1.679	RS	Novo Hamburgo	-2.433	-1.832
	Santo Antônio de			RS	Osório	-2.036	-2.103
RJ	Pádua	-1.791	-1.998		Palmeira das		
	São Francisco de			RS	Missões	-2.246	-2.063
RJ	Itabapoana	-1.953	-2.083	RS	Passo Fundo	-1.91	-1.859
RJ	São Gonçalo	-1.463	-1.693	RS	Pelotas	-1.853	-1.921
RJ	São João de Meriti	-1.619	-1.77	RS	Porto Alegre	-2.216	-1.903
RJ	Sapucaia	-1.72	-2.1	RS	Rio Grande	-1.973	-2.024
RJ	Saquarema	-2.093	-2.075	RS	Santa Cruz do Sul	-1.998	-1.789
RJ	Teresópolis	-1.827	-1.84	RS	Santa Maria	-1.783	-1.909

continua

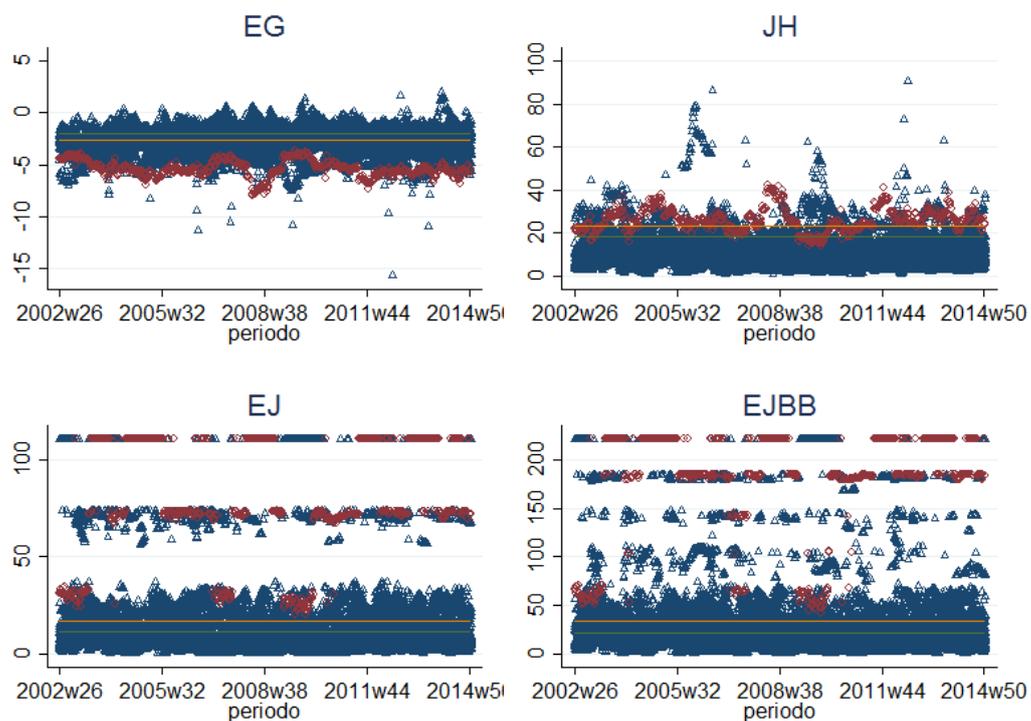
DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
RS	Santa Rosa	-1.929	-1.868	SP	Araras	-1.934	-1.996
	Santa Vitória do			SP	Assis	-1.992	-1.738
RS	Palmar	-2.531	-2.892	SP	Atibaia	-1.65	-1.875
	Santana do			SP	Avaré	-1.867	-1.753
RS	Livramento	-2.286	-2.011	SP	Barretos	-1.813	-1.946
RS	Santo Ângelo	-2.072	-1.737	SP	Barueri	-1.714	-1.734
RS	São Borja	-2.076	-2.142	SP	Bauru	-2.179	-1.891
RS	São Gabriel	-2.04	-1.997	SP	Bebedouro	-1.882	-1.874
RS	São Leopoldo	-2.199	-1.902	SP	Birigui	-1.712	-1.785
RS	São Luiz Gonzaga	-2.331	-2.176	SP	Botucatu	-1.97	-2.063
RS	Sapiranga	-2.163	-1.79	SP	Bragança Paulista	-1.762	-1.844
RS	Sapucaia do Sul	-2.204	-1.85	SP	Caçapava	-1.781	-1.742
RS	Torres	-2.329	-1.881	SP	Campinas	-2.117	-1.869
RS	Tramandaí	-1.978	-1.901	SP	Campos do Jordão	-2.105	-2.244
RS	Uruguaiana	-1.778	-1.854	SP	Capão Bonito	-1.844	-2.216
RS	Vacaria	-1.737	-1.957	SP	Caraguatatuba	-1.816	-1.812
RS	Viamão	-2.175	-1.93	SP	Carapicuíba	-1.661	-1.681
SC	Araranguá	-1.859	-2.041	SP	Catanduva	-1.912	-1.81
	Balneário			SP	Cosmópolis	-1.731	-1.692
SC	Camboriú	-1.762	-1.839	SP	Cotia	-1.671	-1.812
SC	Biguaçu	-1.97	-2.023	SP	Cruzeiro	-1.782	-1.858
SC	Blumenau	-1.951	-1.629	SP	Cubatão	-1.879	-1.876
SC	Brusque	-1.777	-1.655	SP	Diadema	-2.049	-1.873
SC	Caçador	-1.797	-1.731	SP	Dracena	-1.818	-1.962
SC	Chapecó	-1.643	-1.687	SP	Embu	-1.77	-1.74
SC	Concórdia	-2.018	-2.021		Ferraz de		
SC	Criciúma	-1.896	-1.847	SP	Vasconcelos	-2.106	-1.962
SC	Florianópolis	-1.611	-1.583	SP	Franca	-1.957	-1.852
SC	Itajaí	-1.853	-2.012	SP	Francisco Morato	-1.92	-1.921
SC	Jaraguá do Sul	-1.742	-1.801	SP	Franco da Rocha	-1.681	-1.735
SC	Joinville	-1.98	-1.704	SP	Garça	-1.953	-2.142
SC	Lages	-1.596	-1.607	SP	Guaratinguetá	-1.768	-1.904
SC	Laguna	-1.662	-2.35	SP	Guarujá	-1.559	-1.848
SC	Mafra	-1.751	-1.643	SP	Guarulhos	-2.098	-1.878
SC	Palhoça	-1.685	-1.627	SP	Hortolândia	-2.1	-1.793
SC	São José	-1.743	-1.51	SP	Ibitinga	-1.752	-2.108
	São Miguel do			SP	Indaiatuba	-1.703	-1.651
SC	Oeste	-1.681	-1.645	SP	Itanhaém	-2.575	-2.207
SC	Tubarão	-1.887	-1.945		Itapecerica da		
SC	Videira	-1.998	-2.15	SP	Serra	-1.966	-1.989
SC	Xanxerê	-2.056	-2.127	SP	Itapetininga	-1.948	-1.763
SE	Aracaju	-1.762	-1.832	SP	Itapeva	-1.836	-1.92
SE	Itabaiana	-2.146	-1.878	SP	Itapevi	-1.892	-1.727
SE	Itabaianinha	-2.467	-1.874	SP	Itapira	-2.092	-2.064
SE	Lagarto	-1.928	-1.854	SP	Itápolis	-2.094	-2.12
	Nossa Senhora do			SP	Itaquaquecetuba	-1.865	-1.814
SE	Socorro	-1.705	-1.945	SP	Itatiba	-1.877	-1.909
SE	Tobias Barreto	-2.612	-1.933	SP	Itu	-1.801	-1.694
SP	Adamantina	-1.87	-2.226	SP	Jaboticabal	-1.957	-1.924
SP	Americana	-1.803	-1.944	SP	Jacareí	-1.885	-1.753
SP	Amparo	-2.122	-1.846	SP	Jales	-2.084	-2.091
SP	Apiáí	-2.497	-2.349	SP	Jandira	-1.898	-1.837
SP	Araçatuba	-1.709	-1.745	SP	Jaú	-1.816	-1.799
SP	Araraquara	-1.969	-1.82	SP	José Bonifácio	-1.753	-1.76

conclusão

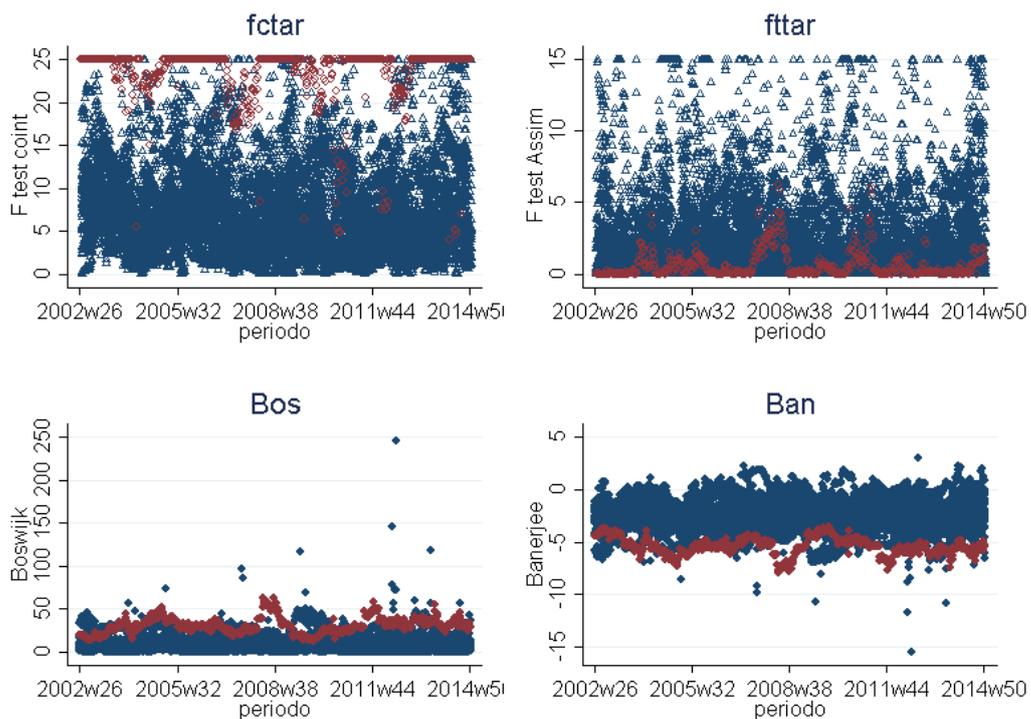
DF-GLS Zt				DF-GLS Zt			
UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo	UF	Nome	Preço ao consumidor	Preço de custo
SP	Jundiaí	-1.725	-1.826	SP	São Vicente	-1.649	-1.832
SP	Leme	-1.916	-1.913	SP	Sertãozinho	-1.914	-1.991
SP	Limeira	-1.855	-1.86	SP	Sorocaba	-1.595	-1.866
SP	Lins	-1.724	-1.972	SP	Sumaré	-2.023	-1.936
SP	Lorena	-1.815	-2.198	SP	Suzano	-2.198	-1.87
SP	Marília	-2.052	-1.927	SP	Taboão da Serra	-1.645	-1.657
SP	Matão	-1.871	-1.884	SP	Tatuí	-1.874	-1.84
SP	Mauá	-1.874	-1.875	SP	Taubaté	-1.576	-1.718
SP	Mirassol	-1.733	-1.774	SP	Tupã	-2.018	-1.654
SP	Mococa	-1.773	-1.859	SP	Ubatuba	-1.75	-2.202
SP	Mogi das Cruzes	-1.867	-1.685	SP	Valinhos	-1.592	-1.734
SP	Mogi Guaçu	-1.876	-1.799	SP	Várzea Paulista	-1.678	-1.864
SP	Moji Mirim	-1.814	-1.777	SP	Vinhedo	-1.778	-1.958
SP	Monte Alto	-1.895	-1.74	SP	Votorantim	-1.848	-1.793
SP	Olímpia	-1.683	-2.043	SP	Votuporanga	-1.846	-1.871
SP	Osasco	-1.767	-1.754	TO	Araguaína	-2.146	-1.841
SP	Ourinhos	-1.886	-1.738	TO	Dianópolis	-1.914	-1.901
SP	Paraguaçu Paulista	-2.258	-1.849	TO	Gurupi	-1.773	-1.944
SP	Paulínia	-2.045	-1.709	TO	Palmas	-1.839	-1.818
SP	Pindamonhangaba	-1.845	-1.752		Paraíso do		
SP	Piracicaba	-1.771	-1.833	TO	Tocantins	-2.263	-1.771
SP	Pirassununga	-1.824	-1.88	TO	Porto Nacional	-1.921	-1.957
SP	Poá	-1.944	-1.974				
SP	Porto Ferreira	-2.054	-1.991				
SP	Praia Grande	-1.869	-1.915				
	Presidente						
SP	Prudente	-1.909	-1.851				
	Presidente						
SP	Venceslau	-2.062	-2.002				
SP	Ribeirão Pires	-1.897	-1.995				
SP	Ribeirão Preto	-2.243	-1.879				
SP	Rio Claro	-1.9	-1.98				
SP	Salto	-1.752	-1.952				
	Santa Bárbara						
SP	d'Oeste	-1.791	-1.882				
	Santa Cruz do Rio						
SP	Pardo	-1.895	-2.072				
SP	Santo André	-1.907	-1.779				
SP	Santos	-1.659	-1.855				
	São Bernardo do						
SP	Campo	-1.759	-1.81				
	São Caetano do						
SP	Sul	-1.962	-1.744				
SP	São Carlos	-1.881	-1.849				
	São João da Boa						
SP	Vista	-1.971	-1.813				
	São Joaquim da						
SP	Barra	-2.018	-1.849				
	São José do Rio						
SP	Preto	-2.041	-1.836				
	São José dos						
SP	Campos	-1.72	-1.736				
SP	São Paulo	-2.033	-1.845				
SP	São Roque	-1.907	-1.606				

Apêndice 2. Modelos de Cointegração

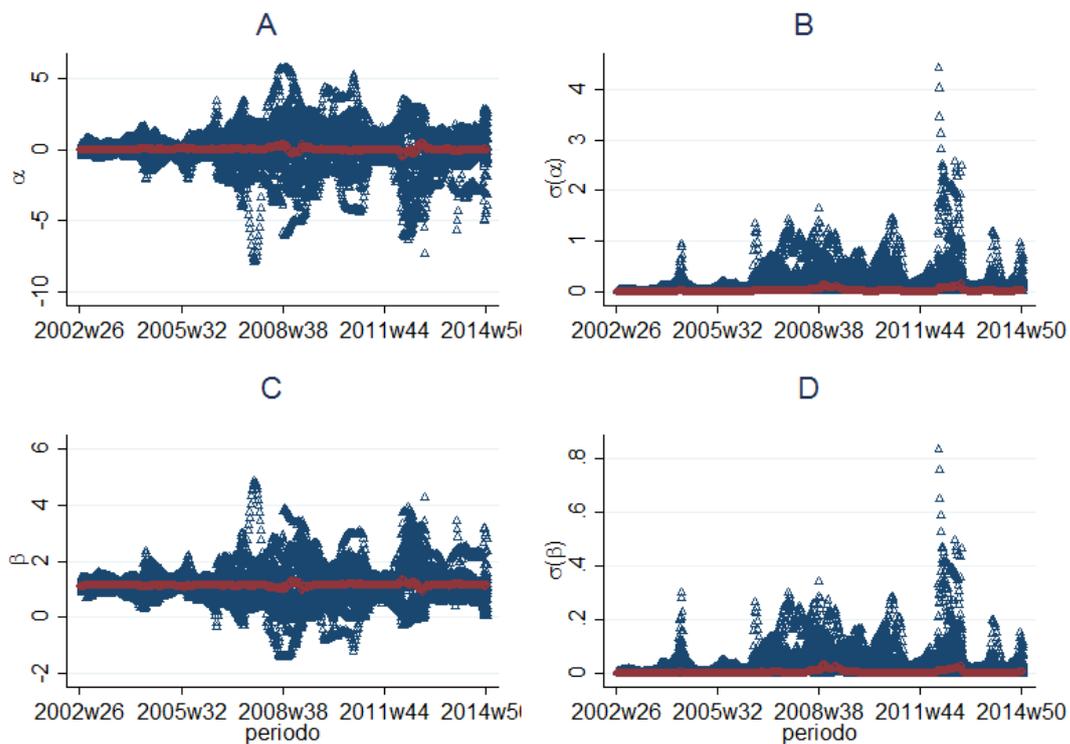
Dispersão dos testes de cointegração (em vermelho mercado simulado)



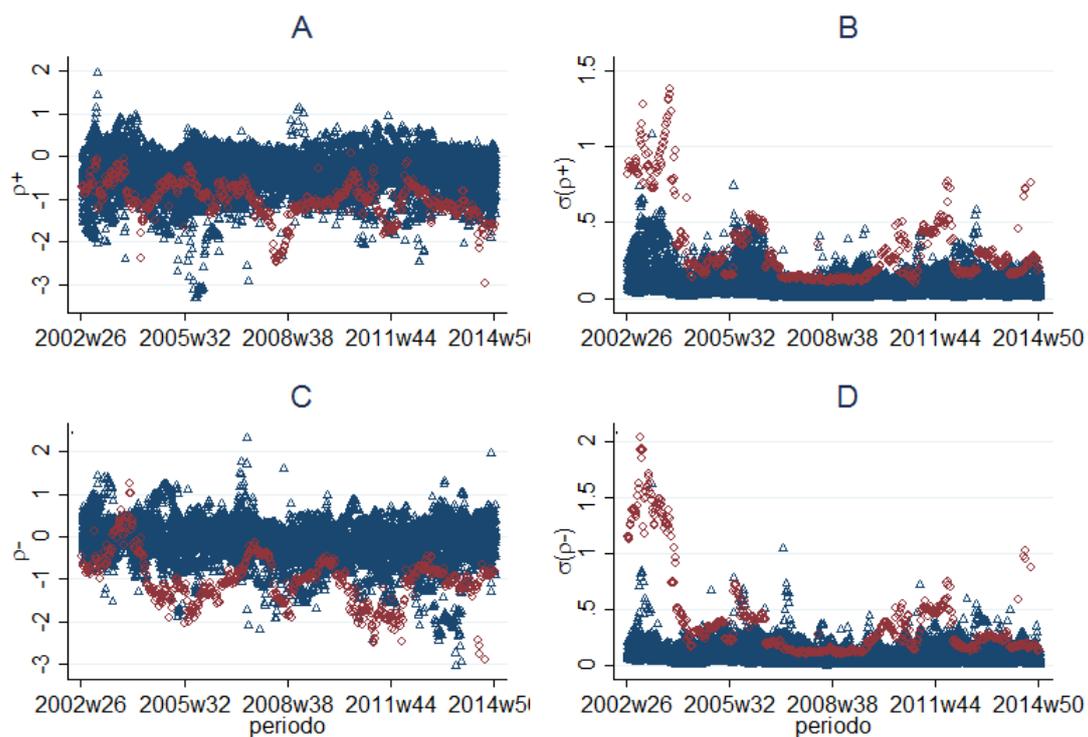
Dispersão dos valores dos testes de Assimetria e cointegração



Dispersão dos parâmetros da equação de cointegração



Dispersão dos parâmetros de assimetria

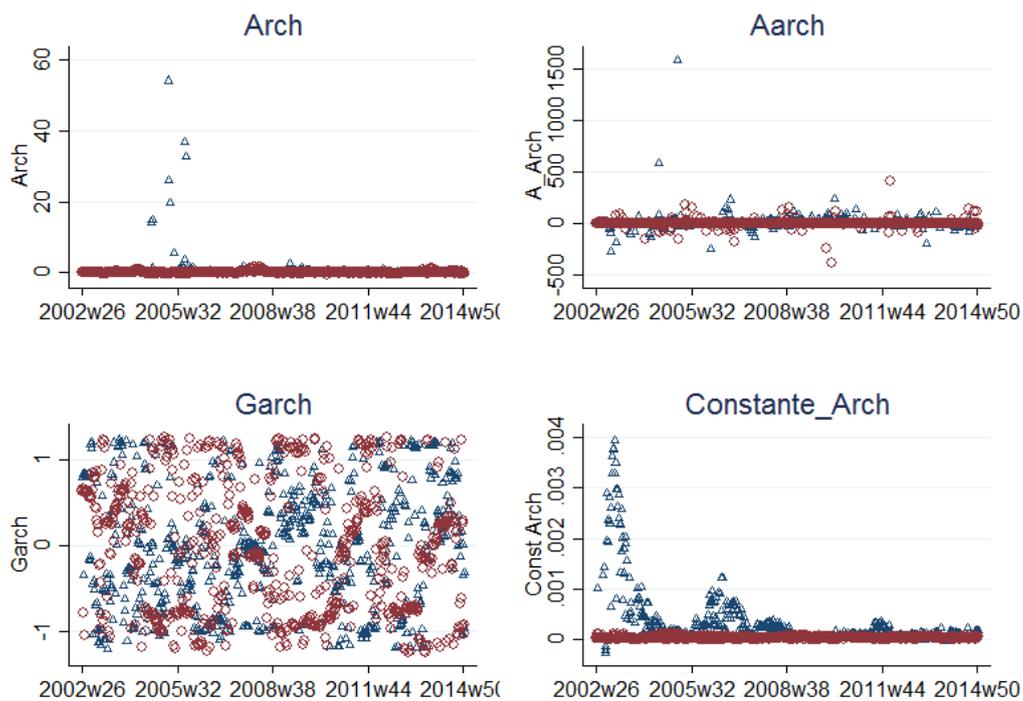


Apêndice 3. Modelos Arch

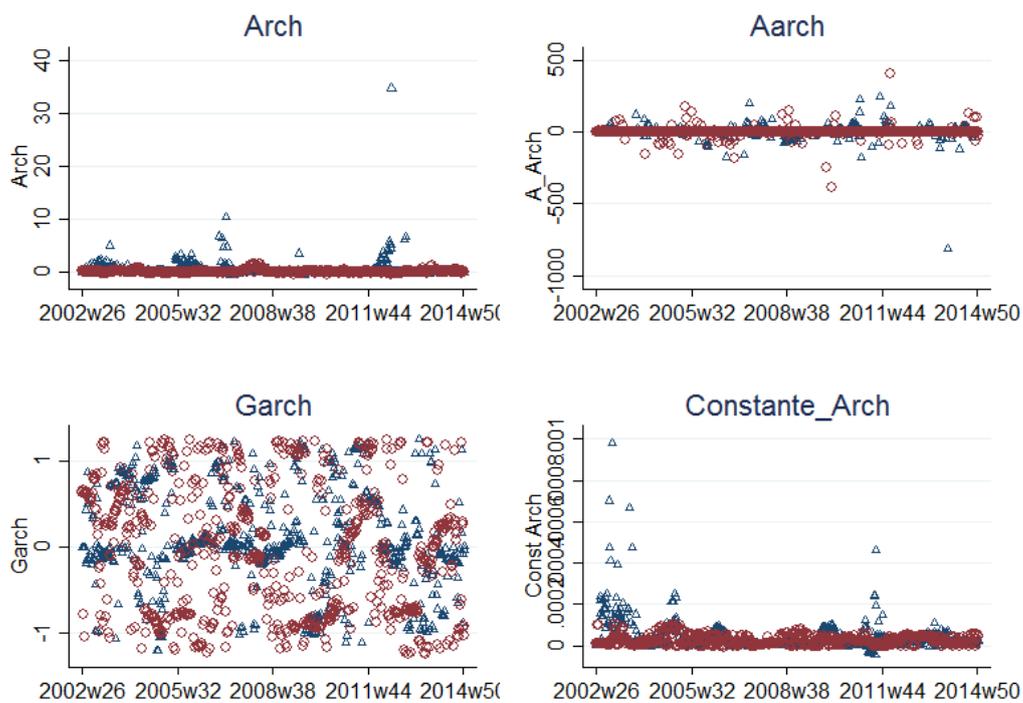
Tabela com modelos de análise de variância Arch testados

<i>Componentes Arch</i>			<i>likelihood</i>
Arch			183.2
Arch	garch		181.4
Arch	garch	tarch	181.1
Arch	garch	aarch	181.0
Arch	garch	saarch	149.4
tparch			163.5
earch	egarch		183.1
parch	pgarch		169.5
garch	narch		175.1
pgarch	aparch		170.5
pgarch	nparch		175.1

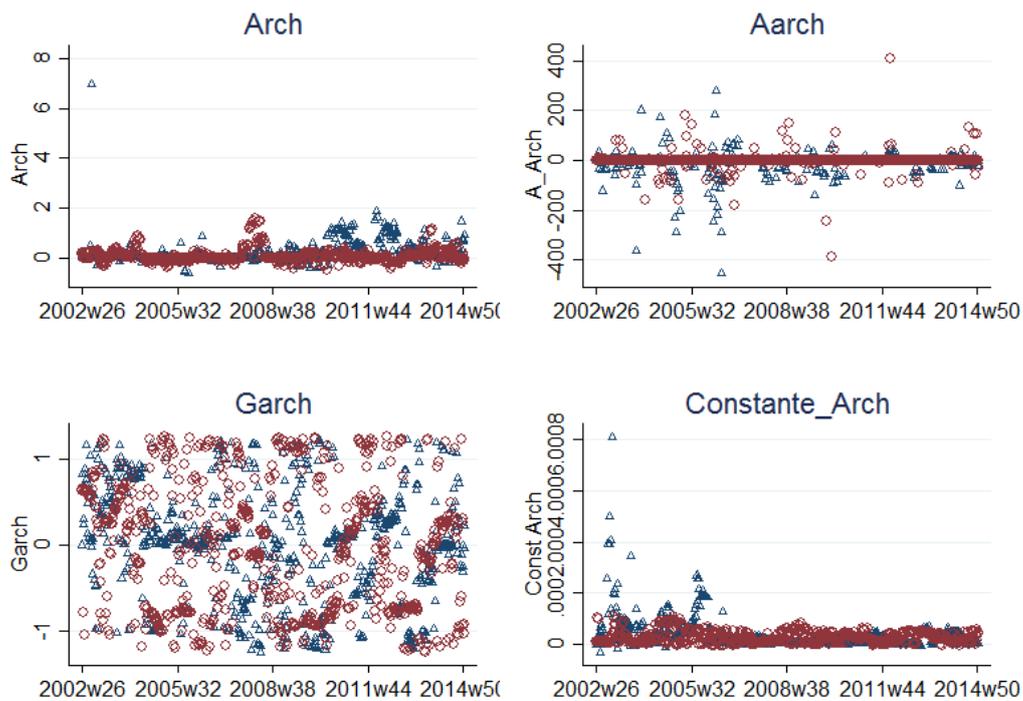
Resultados do modelo Arch Bauru



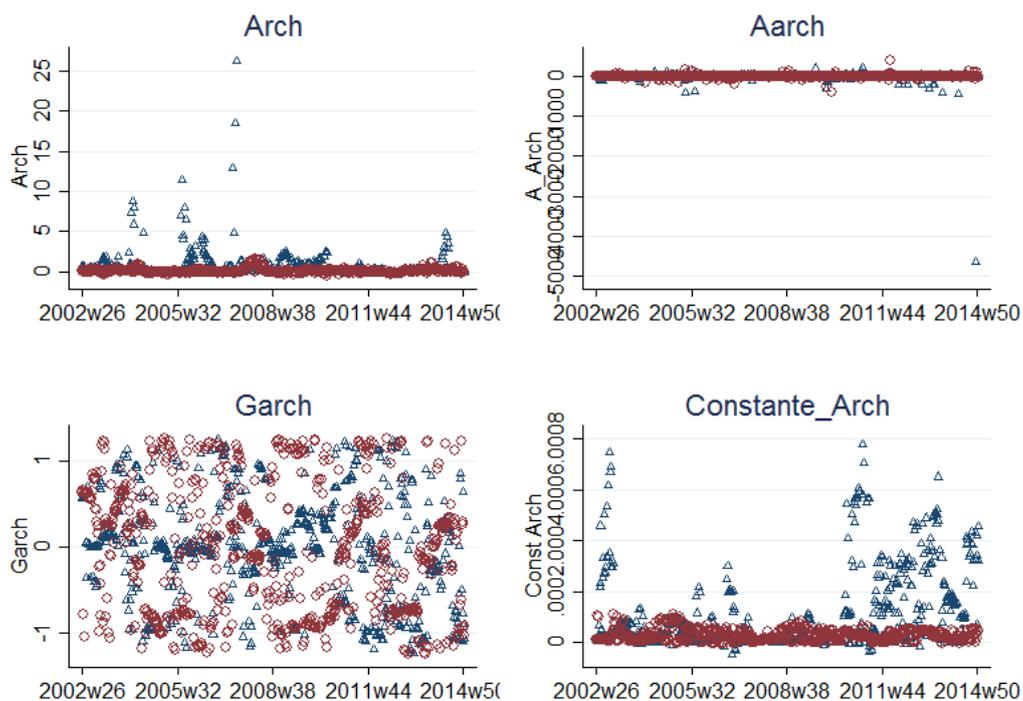
Resultados do modelo Arch Blumenau



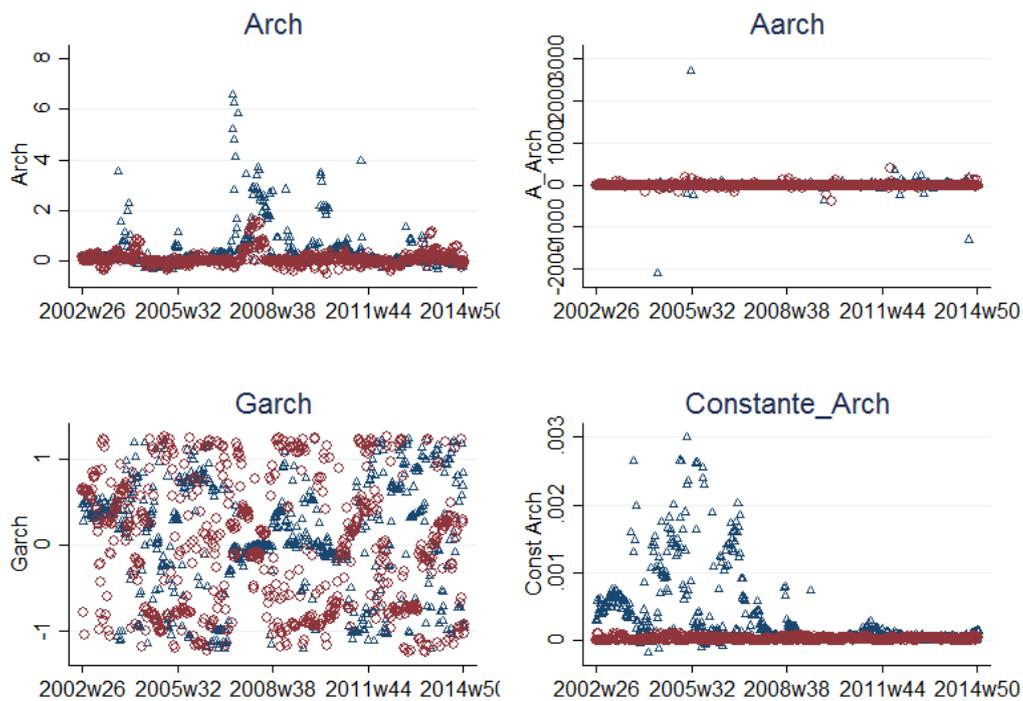
Resultados do modelo Arch Caxias do Sul



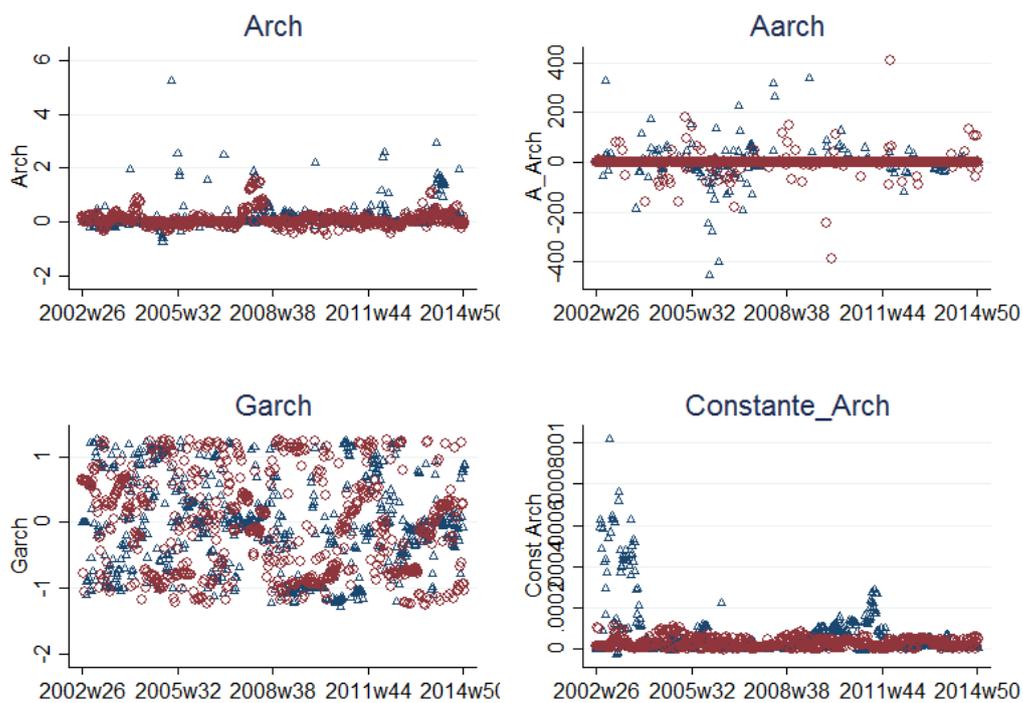
Resultados do modelo Arch Florianópolis



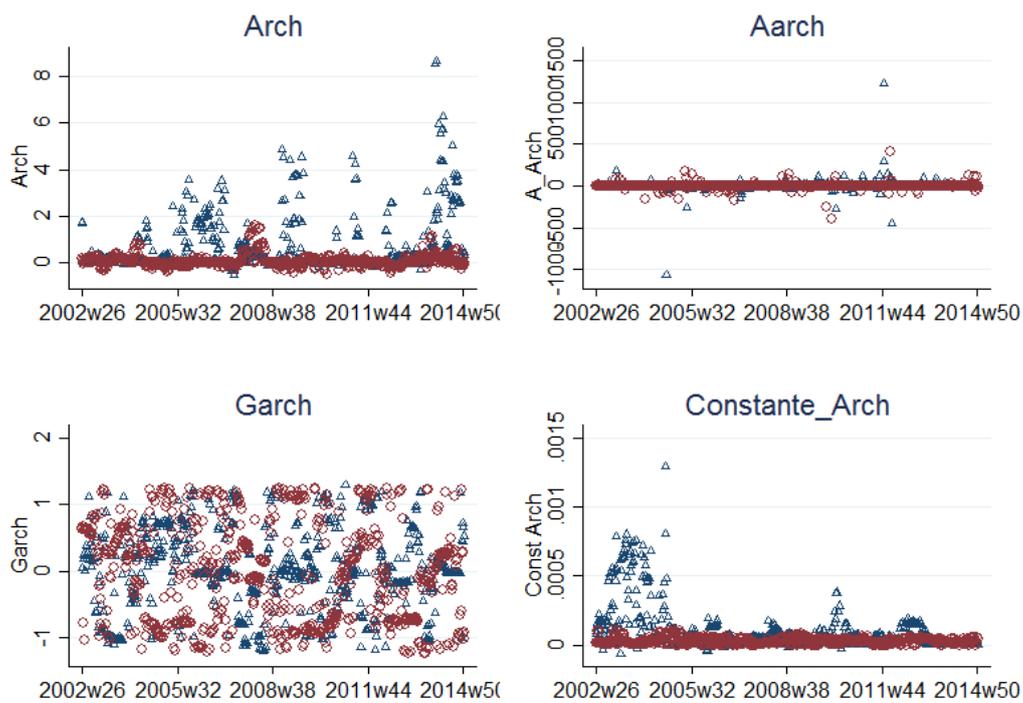
Resultados do modelo Arch Goiania



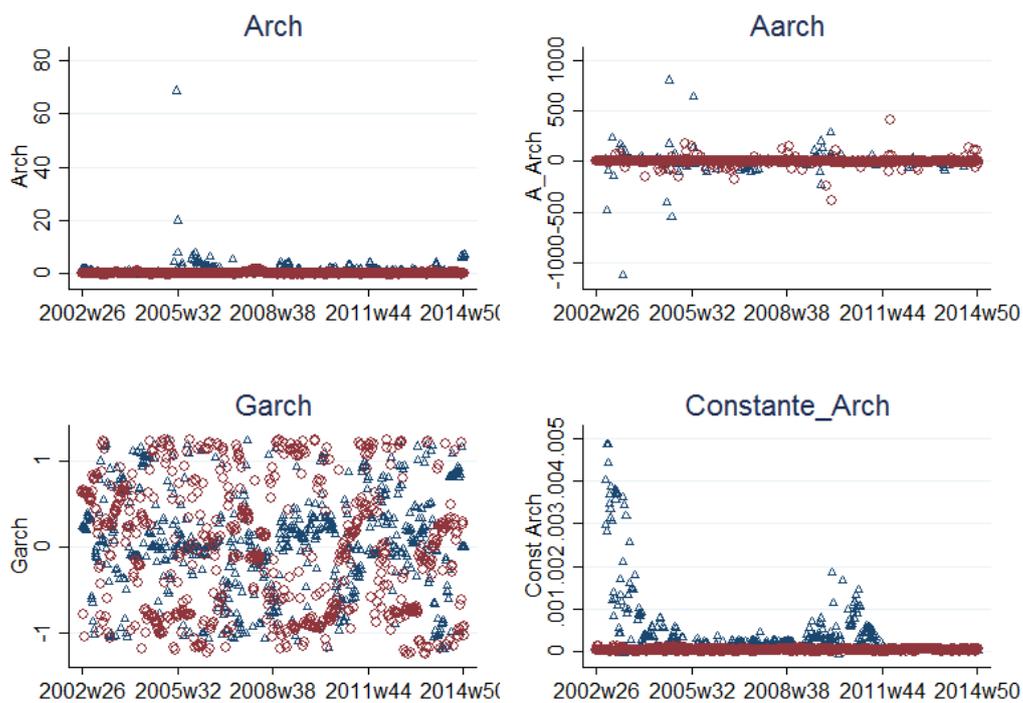
Resultados do modelo Arch Lages



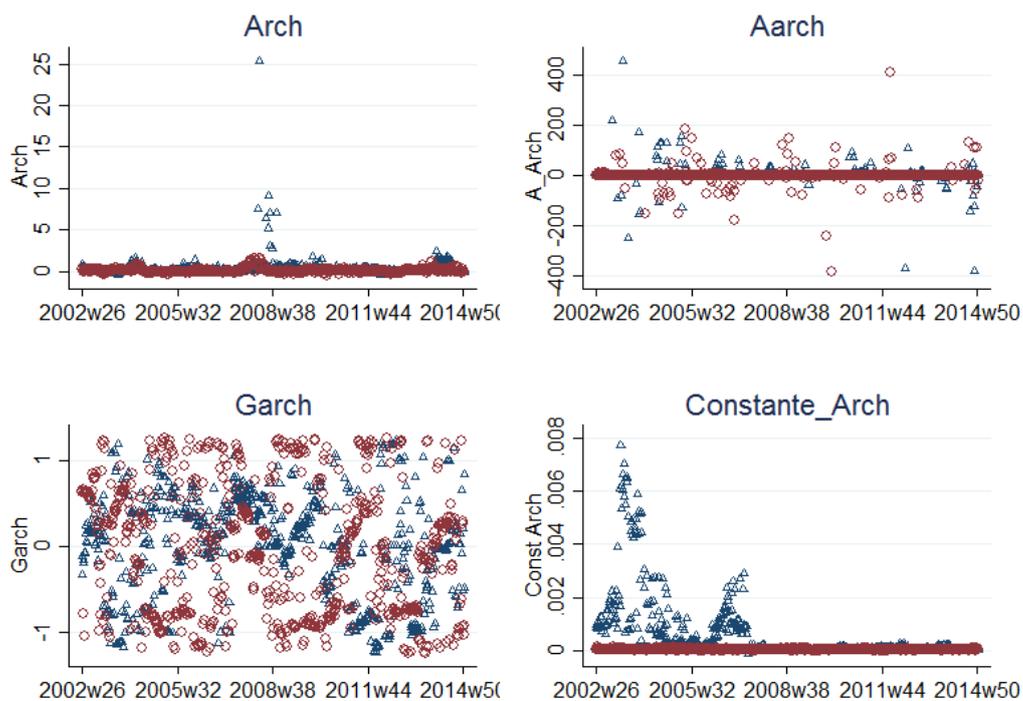
Resultados do modelo Arch Londrina



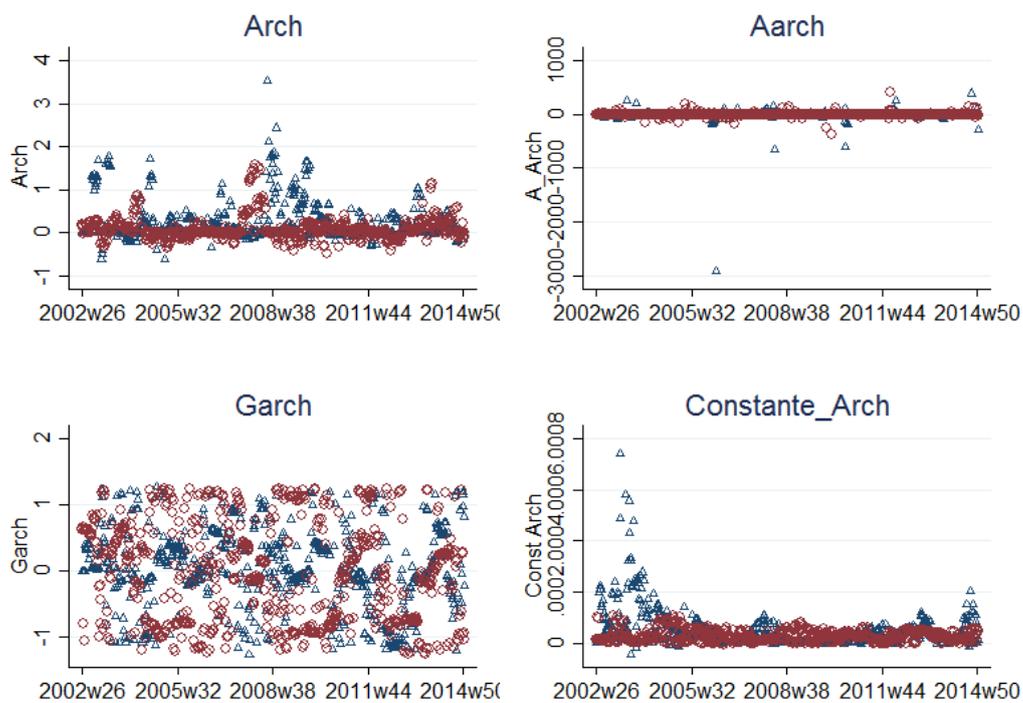
Resultados do modelo Arch Manaus



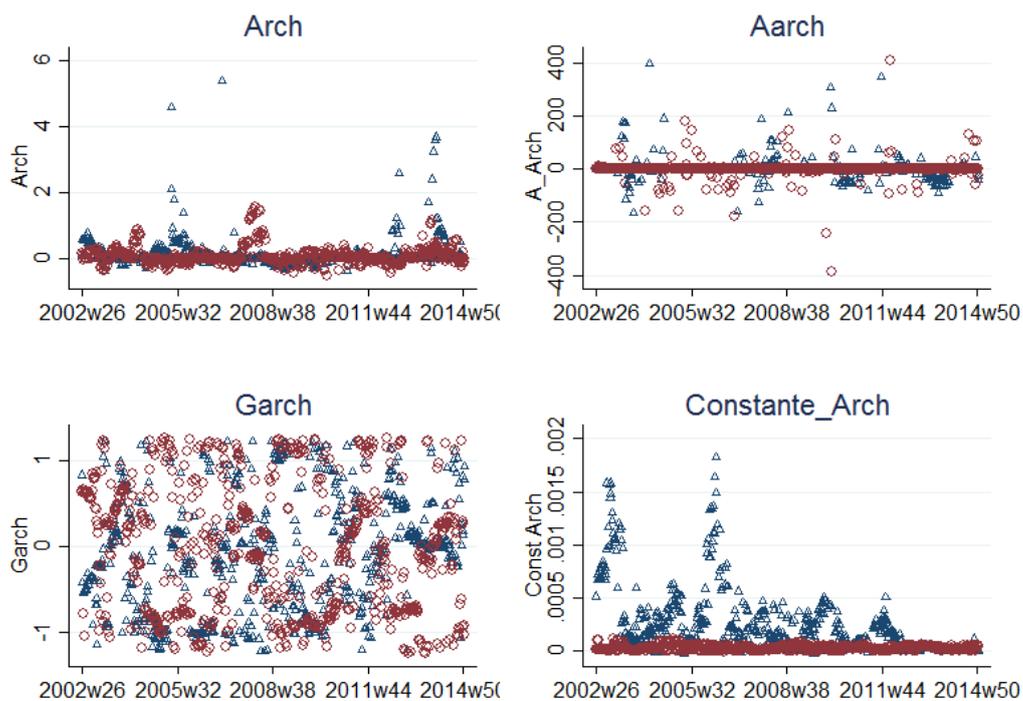
Resultados do modelo Arch Recife



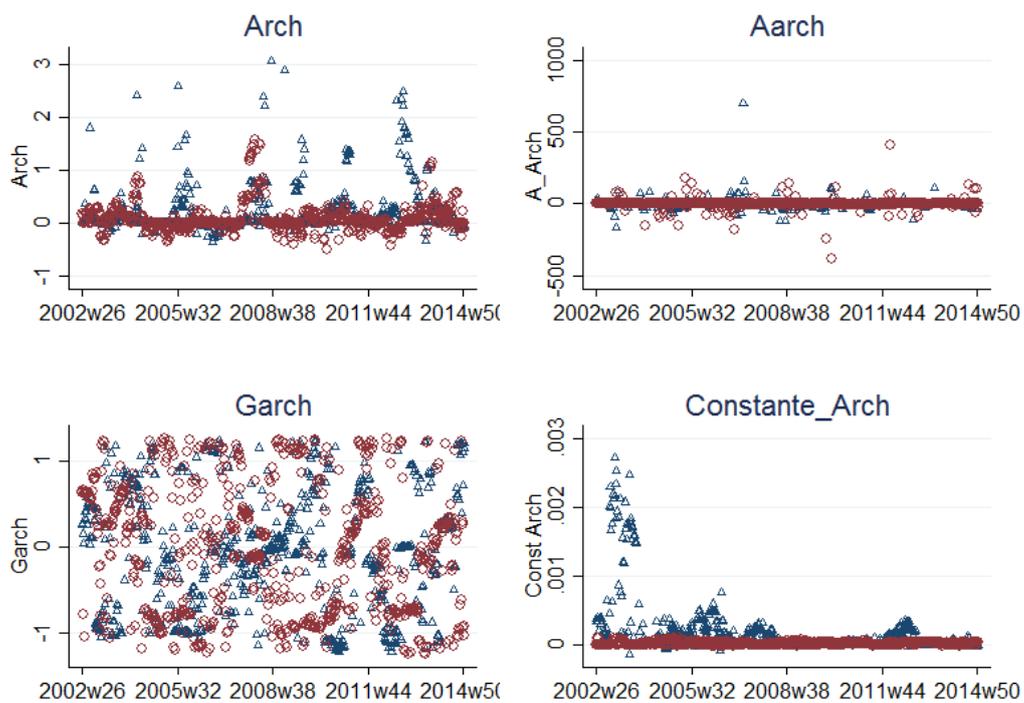
Resultados do modelo Arch Santa Maria



Resultados do modelo Arch Tesesina



Resultados do modelo Arch Vitoria



Apêndice 4. Resultados dos modelos de mudança de regime

Tabela de resultados dos testes de cointegração

<i>Cidade</i>	<i>pmd</i>	<i>Des.Pad.</i>	<i>Constant</i>	<i>Des.Pad.</i>	<i>Obs</i>	<i>R-sqr</i>	<i>Pv EG</i>	<i>Pv JH</i>	<i>Pv Ban</i>	<i>Pv Bos</i>	<i>BH1</i>	<i>BH2</i>
Mercado Concorrencial	1.140***	(0.0014)	-0.000730	(0.0029)	701	0.999	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
São Paulo SP	1.209***	(0.0053)	-0.133***	(0.0109)	701	0.987	0.06	0.06	0.03	0.02	11.32**	26.86**
Bauru SP	1.173***	(0.0077)	-0.0507***	(0.0160)	701	0.971	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Belo Horizonte MG	1.142***	(0.0039)	-0.0796***	(0.0084)	701	0.992	0.00	0.02	0.00	0.00	21.50***	45.19***
Blumenau SC	1.175***	(0.0064)	-0.0232*	(0.0139)	695	0.980	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Brasília DF	1.148***	(0.0073)	0.0301*	(0.0160)	701	0.973	0.00	0.00	0.00	0.00	32.05***	57.43***
Campinas SP	1.186***	(0.0052)	-0.0995***	(0.0108)	701	0.987	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Caxias do Sul RS	1.212***	(0.0052)	-0.0275**	(0.0115)	700	0.987	0.00	0.00	0.00	0.00	34.07***	56.63***
Florianópolis SC	1.130***	(0.0083)	0.0903***	(0.0177)	701	0.964	0.00	0.00	0.00	0.00	29.85***	59.08***
Goiânia GO	1.136***	(0.0076)	-0.0214	(0.0168)	701	0.969	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Lages SC	1.049***	(0.0066)	0.291***	(0.0142)	694	0.973	0.00	0.02	0.19	0.19	19.83***	26.44**
Londrina PR	1.162***	(0.0068)	-0.0591***	(0.0148)	701	0.977	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Manaus AM	1.177***	(0.0089)	-0.0358*	(0.0194)	701	0.961	0.00	0.00	0.00	0.00	70.91***	102.80***
Recife PE	1.140***	(0.0087)	0.0579***	(0.0186)	701	0.961	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Ribeirão Preto SP	1.291***	(0.0089)	-0.303***	(0.0185)	701	0.968	0.01	0.08	0.02	0.03	14.36**	29.47**
Salvador BA	1.286***	(0.0104)	-0.263***	(0.0223)	701	0.956	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***
Santa Maria RS	1.187***	(0.0060)	-0.0193	(0.0132)	696	0.983	0.00	0.00	0.01	0.01	72.30***	92.12***
São Luís MA	1.160***	(0.0120)	-0.0173	(0.0257)	701	0.930	0.02	0.12	0.02	0.04	12.08**	25.87**
Teresina PI	1.056***	(0.0097)	0.186***	(0.0207)	701	0.944	0.00	0.00	0.00	0.00	72.30***	182.80***
Vitoria ES	1.076***	(0.0061)	0.145***	(0.0135)	701	0.978	0.00	0.00	0.00	0.00	110.50***	221.00***

Nota: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. Pv – P-Valor é a probabilidade do teste em relação a H_0 . EG – Engle e Granger; JH – Johansen; Ban – Banerjee *et al*; Bos – Boswijk ; *et al.*, BH1 - Bayer-Hanck estatística da combinação entre os testes EG e JH; BH2 – Bayer-Hanck estatística da combinação entre os testes EG, JH, Ban e Bos (Bayer e Hanck, 2012).

Tabela de resultados do modelo de Mudança de Regime com correção de erros.

continua

<i>Cidade</i>	<i>Estados</i>	<i>Apt</i>	<i>$\mu t-1$</i>	<i>$\Delta pt-1$</i>	<i>$\Delta ct-1$</i>	<i>Cons.</i>	<i>σ</i>	<i>p</i>
Mercado Concorrencial	State1	Beta	-1.0761***	0.0359	0.0918	0.0001	0.0136***	0.9473***
		Des.Pad.	0.0819	0.0553	0.0708	0.0006	0.0004	0.0195
	State2	Beta	2.0573**	-1.8611***	3.6069***	0.0079	0.0374***	0.6209*
		Des.Pad.	0.9185	0.6238	0.6910	0.0062	0.0052	0.1638
São Paulo SP	State1	Beta	0.0127**	0.0105	-0.0359*	-0.0021***	0.0071***	0.8635***
		Des.Pad.	0.0056	0.0151	0.0199	0.0004	0.0004	0.0192
	State2	Beta	-0.2383***	0.2869**	-0.166	0.0075	0.069***	0.3345***
		Des.Pad.	0.0746	0.1188	0.2171	0.0051	0.0039	0.0516
Bauru SP	State1	Beta	0.0085	-0.0324	0.0753***	-0.0013*	0.0125***	0.8223***
		Des.Pad.	0.0141	0.0256	0.0238	0.0008	0.0012	0.0278
	State2	Beta	-0.4824***	0.3114***	0.0712	0.0017	0.069***	0.4057
		Des.Pad.	0.1140	0.1134	0.1706	0.0053	0.0048	0.0760
Belo Horizonte MG	State1	Beta	-0.0735***	-0.1809***	0.2707***	-0.0029***	0.009***	0.9097***
		Des.Pad.	0.0154	0.0574	0.0555	0.0005	0.0005	0.0169
	State2	Beta	-0.1561*	-0.2997***	0.268	0.0165***	0.0416***	0.2477***
		Des.Pad.	0.0939	0.1129	0.1982	0.0039	0.0025	0.0434
Blumenau SC	State1	Beta	-0.0026	-0.0098	-0.0118	-0.0004**	0.0034***	0.8358***
		Des.Pad.	0.0045	0.0117	0.0079	0.0002	0.0002	0.0201
	State2	Beta	-0.2034***	0.0766	-0.1073	0.0069*	0.0548***	0.3812***
		Des.Pad.	0.0699	0.1042	0.1339	0.0039	0.0029	0.0443
Brasília DF	State1	Beta	-0.2155***	0.0391	-0.0034	0.0021	0.06***	0.8299***
		Des.Pad.	0.0532	0.0686	0.1338	0.0033	0.0024	0.0243
	State2	Beta	-0.0029*	-0.003	0.0069	-0.0002**	0.0017***	0.1558***
		Des.Pad.	0.0015	0.0050	0.0080	0.0001	0.0001	0.0212
Campinas SP	State1	Beta	-0.0031	-0.0485**	0.1151***	-0.0016***	0.0106***	0.9157***
		Des.Pad.	0.0150	0.0243	0.0391	0.0005	0.0005	0.0149
	State2	Beta	-0.7834***	0.4692**	-0.1912	0.016**	0.0758***	0.3382**
		Des.Pad.	0.1942	0.1877	0.3132	0.0067	0.0054	0.0676
Caxias do Sul RS	State1	Beta	-0.0336***	-0.4862***	-0.0036	-0.0009***	0.0073***	0.9456***
		Des.Pad.	0.0092	0.0385	0.0177	0.0003	0.0003	0.0105
	State2	Beta	-0.1097	0.0235	0.1401	0.0148**	0.0573***	0.3031***
		Des.Pad.	0.1269	0.1627	0.2283	0.0060	0.0043	0.0500
Florianópolis SC	State1	Beta	0.0172**	-1.0123***	0.0466**	-0.0014***	0.0054***	0.8701***
	State2	Des.Pad.	0.0068	0.0163	0.0229	0.0004	0.0003	0.0234
	State2	Beta	-0.0533	-0.5313***	0.4577***	0.0036	0.0585***	0.1217***

continua

<i>Cidade</i>	<i>Estados</i>	<i>Apt</i>	$\mu t-1$	$\Delta pt-1$	$\Delta ct-1$	<i>Cons.</i>	σ	<i>p</i>	
Goiânia GO	State1	Des.Pad.	0.0493	0.0643	0.1331	0.0033	0.0023	0.0249	
		Beta	0.0104	0.0002	0.0051	-0.0008*	0.0069***	0.8241***	
	State2	Des.Pad.	0.0071	0.0156	0.0278	0.0004	0.0005	0.0242	
		Beta	-0.4561***	0.1228*	-0.0489	-0.0016	0.081***	0.1997***	
	Lages SC	State1	Des.Pad.	0.0741	0.0728	0.1871	0.0047	0.0033	0.0296
			Beta	-0.0094	-0.0176	0.0065	-0.0003	0.0058***	0.9086***
State2		Des.Pad.	0.0062	0.0242	0.0199	0.0003	0.0003	0.0147	
		Beta	-0.1595**	0.2238*	0.1149	0.0076*	0.0505***	0.3724*	
Londrina PR		State1	Des.Pad.	0.0805	0.1275	0.1281	0.0045	0.0035	0.0629
			Beta	0.0066	0.0137	-0.0183	-0.0009***	0.0049***	0.8603***
	State2	Des.Pad.	0.0058	0.0136	0.0148	0.0003	0.0003	0.0194	
		Beta	-0.1906***	0.3171***	0.1356	0.0009	0.0585***	0.2714***	
	Manaus AM	State1	Des.Pad.	0.0690	0.1162	0.2086	0.0043	0.0029	0.0395
			Beta	0.0164**	-0.017	0.2637***	-0.0029***	0.0076***	0.9008***
State2		Des.Pad.	0.0067	0.0128	0.0321	0.0004	0.0003	0.0162	
		Beta	-0.2978***	0.1933**	-0.2549	-0.0001	0.085***	0.1768***	
Recife PE		State1	Des.Pad.	0.0696	0.0831	0.2577	0.0058	0.0039	0.0302
			Beta	-0.4208***	0.1359**	-0.392**	-0.0041	0.0792***	0.9341***
	State2	Des.Pad.	0.0736	0.0664	0.1940	0.0046	0.0039	0.0236	
		Beta	-0.2784	0.025	-0.3063***	0.0233***	0.0204	0.1229***	
	Ribeirão Preto SP	State1	Des.Pad.	.	0.0296	0.1108	0.0026	.	0.0231
			Beta	-0.0232	-0.5931***	0.5736***	-0.0014***	0.0095***	0.9136***
State2		Des.Pad.	0.0142	0.0478	0.2172	0.0005	0.0007	0.0161	
		Beta	-0.1992**	-0.0745	0.1872	0.0098***	0.0395***	0.1898	
Salvador BA		State1	Des.Pad.	0.0852	0.1045	0.1823	0.0036	0.0025	.
			Beta	0.0599***	0.0154	-0.1638***	-0.0046***	0.0135***	0.8506***
	State2	Des.Pad.	0.0112	0.0195	0.0382	0.0007	0.0007	0.0209	
		Beta	-0.3433***	0.4972***	-0.5735**	0.0133*	0.092***	0.3753**	
	Santa Maria RS	State1	Des.Pad.	0.0799	0.1193	0.2909	0.0069	0.0053	0.0507
			Beta	0.002	-0.1495***	0.0351	-0.0009*	0.0089***	0.8988***
State2		Des.Pad.	0.0111	0.0360	0.0217	0.0004	0.0005	0.0182	
		Beta	-0.0828	0.0261	-0.0213	0.0084**	0.0503***	0.2557***	
São Luís MA		State1	Des.Pad.	0.0868	0.1145	0.1423	0.0038	0.0031	0.0473
			Beta	0.0002	-0.0048	0.0549*	-0.0018***	0.0069***	0.884***
	State2	Des.Pad.	0.0044	0.0139	0.0305	0.0004	0.0004	0.0192	
		Beta	-0.078	-0.2002**	0.1249	0.0034	0.0617***	0.1625***	

								conclusão
<i>Cidade</i>	<i>Estados</i>	<i>Δpt</i>	<i>$\mu t-1$</i>	<i>$\Delta pt-1$</i>	<i>$\Delta ct-1$</i>	<i>Cons.</i>	<i>σ</i>	<i>p</i>
Teresina PI	State1	Des.Pad.	0.0505	0.0809	0.1866	0.0044	0.0027	0.0286
		Beta	-0.0071	0.0294**	-0.0071	-0.0015***	0.0058***	0.7908***
	State2	Des.Pad.	0.0048	0.0121	0.0184	0.0004	0.0003	0.0257
		Beta	-0.2337***	0.0456	0.6***	0.0049	0.0619***	0.2869***
Vitoria ES	State1	Des.Pad.	0.0504	0.0779	0.2273	0.0037	0.0028	0.0407
		Beta	0.0153**	-0.0264	-0.0004	-0.0026***	0.0065***	0.8343***
	State2	Des.Pad.	0.0070	0.0164	0.0213	0.0004	0.0003	0.0212
		Beta	-0.3124***	0.1649*	0.0122	0.0059	0.0628***	0.2729***
		Des.Pad.	0.0767	0.0912	0.1637	0.0040	0.0030	0.0362

Nota: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Apêndice 5. Municípios selecionados para compor o modelo final

Tabela de municípios selecionados para compor o modelo final continua

<i>Cidade</i>	Comportamento	<i>Prob. média de cartel</i>		<i>Período de colusão</i>	<i>Período de concorrência</i>
		<i>logit</i>	<i>paine l logit</i>		
ALTA FLORESTA	cartel	0.975	0.017	0	321
AMERICANA	concorrencial	0.233	0.003	646	0
ARACAJU	concorrencial	0.197	0.002	649	0
BARUERI	concorrencial	0.423	0.007	648	0
BAURU	cartel	0.675	0.022	0	649
BELO HORIZONTE	concorrencial	0.180	0.001	649	0
BLUMENAU	cartel	0.579	0.017	0	641
BRASILIA	cartel	0.536	0.009	0	572
BREVES	cartel	0.975	0.054	0	510
CACADOR	cartel	0.838	0.104	0	481
CACAPAVA	concorrencial	0.323	0.008	643	0
CALCOENE	cartel	0.980	0.088	0	236
CAMARAGIBE	cartel	0.751	0.107	0	647
CAMETA	cartel	0.983	0.110	0	340
CAMPINAS	Concor/cartel	0.341	0.013	493	156
CAMPOS DOS GOYTACAZES	concorrencial	0.255	0.002	649	0
CAXIAS DO SUL	cartel	0.411	0.003	0	648
CUIABA	cartel	0.850	0.015	0	649
DUQUE DE CAXIAS	concorrencial	0.310	0.002	649	0
FLORIANOPOLIS	cartel	0.586	0.011	0	572
GOIANIA	cartel	0.703	0.040	0	649
GUARUJA	concorrencial	0.413	0.002	645	0
GUARULHOS	concorrencial	0.303	0.006	649	0
GUAXUPE	cartel	0.900	0.038	0	437
IGARASSU	cartel	0.873	0.110	0	645
INDAIATUBA	concorrencial	0.353	0.005	645	0
ITU	concorrencial	0.476	0.008	645	0
JAU	concorrencial	0.251	0.003	644	0
JUNDIAI	concorrencial	0.223	0.004	648	0
LAGES	cartel	0.702	0.028	0	642
LAURO DE FREITAS	cartel	0.821	0.035	0	645
LONDRINA	cartel	0.618	0.017	0	649
MANAUS	cartel	0.768	0.092	0	649
MOGI MIRIM	concorrencial	0.444	0.007	645	0
MUCAJAI	cartel	0.987	0.084	0	380
NITEROI	concorrencial	0.308	0.002	649	0
OIAPOQUE	cartel	0.988	0.009	0	334
OLINDA	cartel	0.847	0.146	0	649
OSASCO	concorrencial	0.294	0.001	649	0
PINDAMONHANGABA	concorrencial	0.425	0.007	644	0
PIRACICABA	concorrencial	0.180	0.006	647	0
PRAIA GRANDE	concorrencial	0.370	0.007	645	0
PRESIDENTE FIGUEIREDO	cartel	0.965	0.034	0	469
RECIFE	cartel	0.831	0.088	0	649
RIBEIRAO PRETO	cartel	0.607	0.014	0	649
RIO DE JANEIRO	concorrencial	0.109	0.001	649	0
SALVADOR	cartel	0.742	0.020	0	649
SANTA MARIA	cartel	0.423	0.004	0	644
SANTO ANDRE	concorrencial	0.120	0.001	649	0

					conclusão
SANTOS	concorrencial	0.220	0.004	649	0
SAO BERNARDO DO CAMPO	concorrencial	0.114	0.001	649	0
SAO CAETANO DO SUL	concorrencial	0.318	0.004	649	0
SAO GONCALO	concorrencial	0.327	0.003	649	0
SAO JOAO DOS PATOS	cartel	0.982	0.062	0	404
SAO JOSE DOS CAMPOS	concorrencial	0.213	0.005	649	0
SAO LUIS	cartel	0.762	0.039	0	649
SAO MIGUEL DO GUAPORE	cartel	0.997	0.017	0	408
SAO PAULO	concorrencial	0.047	0.001	649	0
SAO VICENTE	concorrencial	0.360	0.004	647	0
SOROCABA	concorrencial	0.303	0.009	649	0
SUMARE	concorrencial	0.262	0.006	645	0
TARAUACA	cartel	0.994	0.034	0	363
TAUBATE	concorrencial	0.192	0.003	645	0
TEFE	cartel	0.973	0.030	0	644
TERESINA	cartel	0.793	0.017	0	649
VITORIA	cartel	0.524	0.029	0	545
TOTAL				20.559	18.823

Fonte: Elaboração própria