

O uso de filtros de cartéis: uma aplicação para o caso do varejo de combustíveis no Brasil

André Suriane da Silva*
Silvinha P. Vasconcelos**
Claudio R. F. Vasconcelos***

Resumo: O objetivo geral deste trabalho foi identificar os melhores filtros de comportamentos anticompetitivos, por meio da análise da dinâmica de preços praticados pelas firmas no mercado de gasolina a varejo do Brasil. Mas especificamente, objetivou-se reunir métodos capazes de detectar mercados de varejo de gasolina com maior potencial de conluio. Tal estudo se justifica por contribuir na tarefa de reunião de indícios da existência de cartel para o SBDC (Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência), bem como para a literatura da área, que carece de estudos aprofundados sobre instrumentos de detecção de cartéis. Para a execução dos objetivos, o método consistiu de cinco etapas: a) seleção dos dados de preços de gasolina em cartéis condenados pelo Conselho Administrativo de Defesa da Concorrência do Brasil (CADE); b) identificação dos padrões de preços colusivos; c) comparação dos preços de (b) com preços concorrenciais construídos em séries de tempo, a partir de testes de cointegração, assimetria de preço, variância, quebras estruturais e mudanças de regime; d) avaliação da capacidade dos indicadores de diferenciar comportamento colusivo de competitivo neste estudo de caso; e) construção de um indicador para diferenciação destes comportamentos. Os resultados gerais mostraram que dinâmicas de preço são relevantes para filtrar cartel, sendo que, as análises de variância ao longo do tempo, variância entre firmas e mudanças de regime de precificação, foram os mais significativos para inferir a possibilidade de conluio.

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

Abstract: The general objective of this work was to identify the best filters of anticompetitive behaviors by analyzing the dynamics of prices practiced by the firms in the retail gasoline market in Brazil. Specifically, it aimed to gather methods capable of detecting gasoline retail markets with greater potential for collusion. This study is justified by contributing to the task of gathering evidence of the existence of a cartel for the SBDC (Brazilian System for the Defense of Competition), as well as for the literature of the area, which requires in-depth studies on cartel detection instruments. For the implementation of the objectives, the method consisted of five steps: a) selection of gasoline price data in cartels condemned by the Administrative Council of Defense of Competition of Brazil (CADE); b) identification of collusive price patterns; c) comparing prices of (b) with competitive prices constructed in time series, from cointegration tests, price asymmetry, variance, structural breaks and regime changes; d) evaluation of the ability of the indicators to differentiate collusive behavior from competitive in this case study; e) construction of an indicator to differentiate these behaviors. The general results showed that price dynamics are relevant to filter cartel, and the analysis of variance over time, variance between firms and changes in pricing regime were the most significant to infer the possibility of collusion.

Keywords: cartel filters, dynamic price, retail fuel.

JEL: L41; L95; C22.

Área: Microeconomia Aplicada

Agradecemos à FAPEMIG, CAPES E CNPq pelo apoio financeiro.

* Gerente de Pesquisa do ECONS/UFJF. E-mail: andresuriane@gmail.com

** Profa. do Programa de Pós-Graduação em Economia– PPGE da UFJF. E-mail: silvinha.vasconcelos@ufjf.edu.br

*** Prof. do Programa de Pós-Graduação em Economia– PPGE da UFJF. E-mail: claudio.foffano@ufjf.edu.br

1 INTRODUÇÃO

Os cartéis são frequentes no mercado de gasolina a varejo no mundo e também no Brasil, sendo que, neste último caso, tal fato pode ser observado ao se analisar o número significativo de processos administrativos do CADE (2015) contra tais práticas. Juntamente com esta persistência de cartel surgem questões relevantes relacionadas não somente à melhor forma de detê-los, mas principalmente, sobre a melhor forma de identificá-los. Na literatura, é relativamente mais fácil encontrar uma discussão acerca do problema de detecção e detenção dos cartéis, quando se busca, por exemplo, trabalhos que tratem de incentivos à denúncia ou de níveis ideais de punição¹, respectivamente. Mas uma atividade antitruste importante, prévia à tarefa de identificação certa de conluio para uma posterior punição, tem recebido menor dedicação relativa nos estudos. Diante de tantas denúncias e suspeitas e restrito volume de recursos para investigação de todos os possíveis cartéis em andamento, seriam bastante úteis métodos de seleção de quais mercados deveriam receber uma investigação mais acurada e quais não, por isso o raciocínio de filtragem ou de filtros.

Evidentemente, tal processo de aplicação de filtros prévios² se faz necessário porque os cartéis, por definição, são secretos e sequer as investigações policiais que envolvam escutas telefônicas ou outro instrumento capaz de obter elementos comprobatórios, podem ser suficientes diante do universo de ilegalidade possível. Estes problemas na identificação de cartel têm levando a um campo proeminente de novas pesquisas nas últimas décadas (Doane, *et al.*, 2013), mas ainda não existe um método universal na Economia que permita inferir a existência de cartel em determinado mercado, mantendo a necessidade de uma investigação criminal para além das provas econômicas. Contudo, pode-se pensar que os filtros que indicassem os principais candidatos para uma investigação posterior poupariam esforços e aumentariam a efetividade da defesa da concorrência. Ou seja, os filtros podem reduzir o espaço de busca dos órgãos competentes, ordenando os candidatos mais prováveis para cartel.

Alguns trabalhos recentes nesta linha, como os de Doane *et al.* (2013), Perloff (2007), Harrington e Chen (2006), Harrington (2005), Grossman (2004), buscaram traçar perfis comportamentais de cartéis que se traduzissem em padrões de variações de escolhas chave das firmas. Dentre estas variáveis, o preço tem se destacado como capaz de transmitir informações do funcionamento do mercado e das suas decisões estratégicas. De posse destas contribuições, o presente trabalho reúne as principais hipóteses traçadas na literatura quanto a tradução de dinâmicas de preços típicas de cartel, para poder identificar as dinâmicas de preço de cartéis conhecidos (julgados pelo CADE) do mercado de combustíveis do Brasil, de forma a diferenciá-las de comportamentos concorrenciais. A partir desta caracterização do comportamento colusivo e concorrencial no mercado de combustíveis, criou-se em seguida um instrumento que permitiu separar ou filtrar os mercados com maiores indicações de cartel frente àqueles de mercados competitivos. Especificamente, os objetivos 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.

Para atingir tais objetivos, foram levantadas estatísticas e padrões de comportamento de preços associados a comportamentos colusivos e/ou concorrencial com diferentes metodologias citadas na literatura. Tal esforço permitiu analisar o poder de cada metodologia quanto ao seu potencial de classificar corretamente o comportamento das firmas em termos da ocorrência provável de cartel. A partir destas estatísticas das diferentes metodologias, os mercados foram ranqueados em termos de maior potencial de colusão no Brasil, por cidades com postos pesquisados (ANP, 2015).

O trabalho foi então organizado da seguinte forma: além da introdução, a revisão da literatura está na seção 2; na seção 3 foram apresentadas as metodologias e a fonte e a natureza dos dados utilizados; e na seção 4 estão os resultados, seguida da conclusão, na seção 5.

¹ Ver Schere (1996), Spagnolo (2003), Grossman (2004), Brasil (2009), Allain (2011), Ciarreta e Gutiérrez-Hita (2013).

² Tal qual os estudiosos da área de mineração de dados já o fazem. ver Ralha e Silva (2012), Harrington (2005).

2 LITERATURA: IDENTIFICAÇÃO DE FILTROS

Apesar de relativamente mais incipiente, algumas contribuições importantes tem ocorrido na literatura de filtros de cartéis³, 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 nestes estudos uma preocupação em distinguir em definitivo a existência ou não do cartel, mas, pelo contrário, o que se visa é 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 empresa, excesso de capacidade e preço⁴. Entretanto, apesar da diversidade de elementos que são utilizados para as várias metodologias de identificação de cartel, 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 setor⁵.

Um dos primeiros trabalhos a inferirem 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. 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. 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 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. As indicações de Green e Porter (1984) e Harrington e Chen (2006) permitem listar uma primeira dinâmica de preços associados a cartel, que aqui será chamado de filtro ou marcador:

³ Ver Doane *et al.*, (2013), Perloff *et al.*, (2007), Harrington (2005) e Porter (2005).

⁴ Ver Doane *et al.*, (2013), Harrington e Chen (2006), Harrington (2005), Compte *et al.*, (2002), Davidson e Deneckere (1990), Osborne e Pitchik (1987), Benoit e Krishna (1987), Green e Porter (1984) e Porter (1983).

⁵ Ver também Hayek (1945) e Stiglitz (1976).

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

Um segundo marcador também relaciona a variância, só que em termos de variância de preços entre firmas em conluio, como forma de indicar 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 tem-se 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. A partir destes estudos, pode-se listar então um segundo marcador:

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

O trabalho de Athey *et al.* (2004) serve de base para a composição do terceiro marcador. Para os autores, quando as empresas são pacientes⁶, o equilíbrio de conluio é ter preços iguais, quotas de mercado fixas ao longo do tempo, pois estes não respondem aos custos e preços parcialmente rígidos, podendo ficar longos períodos sem ajuste para serem ajustados subitamente. Isto poderia caracterizar uma quebra estrutural, possibilidade também 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. Pelos trabalhos citados, em um mercado com colusão, os preços tendem a ser mais estáveis no permite então que se liste o terceiro marcador:

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;

Um quarto marcador que pode ser indicado é a assimetria no ajustamento de preços, proposta por Ray *et al.* (2006)⁷, 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 colusivos⁸, sendo que as conclusões gerais são que, indiferente do tipo de assimetria, a não linearidade

⁶ Tem uma taxa de desconto a ganhos futuros relativamente baixa.

⁷ Ver Lewis (2011).

⁸ 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).

dos preços tem uma relação forte com colusão. Assim, o trabalho de Ray *et al.* (2006) e as constatações empíricas de assimetrias⁹ de preços, permitem que se elenque o quarto marcador:

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

O quinto marcador, elencado também por Harrington e Chen (2006) e Jimenez e Perdiguero (2012), diz respeito aos coeficientes de variação de preços, que podem ser relativamente diferentes em mercados colusivos. 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 o primeiro, 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. E, para o segundo, 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.

Em resumo, cada um dos marcadores listados pode ser testado por metodologias de análise de preço, como métodos de análise de variância, cointegração e de mudança de regime. Entretanto, eles 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). Assim, no próximo capítulo o método e os dados utilizados são apresentados mais detalhadamente.

3 MÉTODO

Como visto anteriormente, existe uma diversidade de marcadores que podem ser usados para identificar o cartel, os quais podem ser usados individualmente como filtros ou conjuntamente. 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*”¹⁰ 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, foram construídos escores (B) do papel de cada marcador (x_i) na separação entre mercados concorrenciais e mercados colusivo. Com os escores estimados, o passo seguinte foi aplicar estes escores nos dados ainda não classificados e obter a probabilidade de um determinado mercado ter seu comportamento associado a cartel. E de posse da probabilidade estimada de cada mercado, os mercados relativamente mais prováveis de ocorrência de cartel foram separados dos mais competitivos.

⁹ Ver Clark e Houde (2014), Balke *et al.*, (1998) e Brown e Yücel, (2000).

¹⁰ Ver Zaki e Meira (2014) e Molina *et al.*, (2002).

Inicialmente partiu-se do total desconhecimento 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)¹¹, apresentados anteriormente. Além disso, foram usados os resultados dos modelos associados a cada uma dos marcadores do capítulo anterior 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. Na próxima seção sobre os dados, descreve-se o procedimento usado nas simulações.

Partindo de uma classificação *a priori* dos mercados quanto ao nível de competição e garantindo a eficiência dos escores estimados, os resultados irão indicar 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*
 - 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. Se a verificação indicar a correta classificação estes dados são reinseridos em 1
3. O procedimento deve ser repetido à medida que novos dados verdadeiros vão se revelando para aperfeiçoar o poder do modelo

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 produz um modelo de previsão com base na interação de um conjunto de modelos simples. No caso das regressões binárias, os modelos Boost-logit são potencialmente eficazes na classificação de dados (Ping Li, 2012).

Então, 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 trabalho foram usadas às técnicas Logit, Análises de Discriminante Logística e o modelo Boost-Logit[®], todos estimadas dentro do ambiente STATA[®].

3.1 FONTE E NATUREZA DOS DADOS

¹¹ Ver Anexo 1.

Os dados apresentados neste estudo foram derivados dos resultados das metodologias de análise de variância, quebra estrutural, mudança de regime análise de cointegração e assimetria, em conjunto com evidências quanto a cartéis em postos apresentadas em processos do CADE (2015). A variável dependente foi construída associando os processos de cartel condenados pelo CADE a estatísticas consideradas próprias de cartel de cada um dos marcadores listadas, sendo uma variável binária, em que zero representa os períodos concorrenciais e um os períodos de cartel. Como as observações para períodos são desconhecidas foram incluídos os dados da cidade de São Paulo e simuladas séries de preços no varejo para mercados concorrenciais que representam 96% das observações de concorrência da dependente, a Tabela 1 resume a dispersão dos valores da binária de cartel.

Tabela 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 Iterativos como proposto por Bai (2009), além do choque aleatório, para todas as capitais.

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 baseados em equações de séries de tempo; 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 Iterativos¹² para relação entre custos e preços ao consumidor para os dados de todos os municípios. O Quadro traz uma descrição das variáveis com os pressupostos de sua utilização como filtro de cartel bem como sua ligação com os marcadores apresentados.

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 1:

$$PO_var_i = \frac{var_i - \min\{var_i\}}{\max\{var_i\} - \min\{var_i\}} \quad \text{Equação 1}$$

¹² Ver Bai (2009).

Quadro 1. 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 e relatórios de processos de cartel do CADE (Anexo 2)	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> por MQO ^B : $\overline{pc}_{t[n]} = \alpha_{t[n]} + \beta_{t[n]} \overline{pd}_{t[n]} + \mu_{t[n]}$	5	A Inconstância dos parâmetros indica mudança de comportamento quanto à formação de preços e modifica a relação de longo prazo.
<i>EG, Ban, JH e Bos</i> ^C	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 estimados por MQO: $\Delta \overline{pc}_{t[n]} = \rho_{t[n]}^+ I_{t[n]-1} \mu_{t[n]-1} + \rho_{t[n]}^- (1 - I_{t[n]-1}) \mu_{t[n]-1} + \dots + \varepsilon_{t[n]}$	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>ARI, R_cons, γ</i>	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): $\Delta \log(\overline{pc}_{t[n]}) = \text{const}_{t[n]} + \gamma_{t[n]} \Delta \log(\overline{pd}_{t[n]}) + AR(1) + \xi_{t[n]}$	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>arch Aarch garch arch_const</i>	Parâmetros do modelo variância temporal 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 cointegração markoviano: Estado 1: $\Delta p_t = \rho_1 \mu_{t-1} + \varphi_1 \Delta c_{t-1} + \lambda_1 \Delta p_{t-1} + \varepsilon_1$	3	Quebras e mudanças estruturais não explicadas ao longo do tempo, são um indicativo de ser o mercado tomado por decisões de preços que fogem as relações de custo.

	Estado 2: $\Delta p_t = \rho_2 \mu_{t-1} + \varphi_2 \Delta c_{t-1} + \lambda_2 \Delta p_{t-1} + \varepsilon_2$		
M_{PvcaoI}^D SD_{PvcaoI}	P-valor do teste de quebra estrutural aditiva no período ^E estimadas sobre os resíduos da relação de longo prazo.	3	
M_{coefcc}^F SD_{coefcc}	Média e SD nas últimas 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 últimas 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 últimas 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 últimas 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 O intervalo de análise para *rolling window* é de 50 semanas para Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), período mínimo para eficiência das estatísticas utilizadas. ^C 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. ^D M_ e SD_ representam média móvel e variância das 13 últimas semanas do período de análise. ^E Ver: Clemente *et al.* (1998) e Perron e Vogelsang (1992). ^F 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.

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 2:

$$P99_var_i = \frac{|var_i - mediana\{var_i|cartel = 0\}|}{p99\{|var_i - mediana\{var_i|cartel = 0\}\}} \quad \text{Equação 2}$$

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 foi 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.

4 RESULTADOS

4.1 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. 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.

Estes mesmos resultados são evidentes nos parâmetros do modelo ARIMA(1,1,0). 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 ANP¹³, 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.

Além das características mais evidentes em relação aos que relacionam custo e preço, existem diversas outras diferenças evidenciadas nos parâmetros analisados. A Tabela 2 resume as estatísticas que diferenciam mercado concorrencial de mercado colusivo para as variáveis padronizadas que foram 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 concorrencial 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

¹³ 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.

dependente, cabe lembrar que os dados simulados também influenciam nestes resultados, o que aumenta a diferença entre os estados analisados.

Tabela 2. Resumo das variáveis usadas com simulações

Parâmetros	Concorrência		Cartel		Todos os mercados	
	Média	SD	Média	SD	Média	SD
$P99_{\alpha}$	0.091	0.109	0.231	0.254	0.124	0.166
$P0_{\sigma(\alpha)}$	0.001	0.001	0.005	0.008	0.001	0.004
$P99_t(\beta = 0)$	0.368	0.754	0.118	0.049	0.309	0.669
$P0_{\rho^+}$	0.705	0.002	0.706	0.001	0.705	0.002
$P0_{\rho^-}$	0.384	0.014	0.395	0.006	0.387	0.014
$P0_{\sigma(\rho^+)}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$P0_{\sigma(\rho^-)}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$P0_{EG}$	0.894	0.019	0.903	0.016	0.896	0.019
$P0_{Bos}$	0.011	0.009	0.008	0.007	0.010	0.009
$P0_{arch}$	0.021	0.000	0.021	0.000	0.021	0.000
$P0_{Aarch}$	0.675	0.004	0.675	0.001	0.675	0.003
$P0_{garch}$	0.469	0.237	0.466	0.204	0.468	0.230
$P0_{arch_const}$	0.139	0.005	0.150	0.036	0.141	0.018
$P99_{Fctar}$	0.475	0.341	0.674	0.322	0.522	0.347
$P99_{Fttar}$	0.068	0.116	0.112	0.203	0.078	0.143
$P99_{\gamma}$	0.180	0.119	0.412	0.300	0.235	0.204
$P99_{R_cons}$	0.070	0.091	0.258	0.349	0.114	0.203
$P99_{ARMA1}$	0.120	0.094	0.398	0.245	0.185	0.187
M_{caoIPv}	0.289	0.249	0.130	0.189	0.252	0.246
SD_{caoIPv}	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 foi 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 3).

Tabela 3. Dados classificados para estimação

Comportamento		Classificados pelo modelo de Discriminante logístico		Total
		Concorrência	Cartel	
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 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.

Tabela 4. Resultado do modelo com simulações

Marcador	Variáveis	Logit		Boost-Logit	
		Escore	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_{cao1Pv}	1,081***	(0,1560)	6,794%	12,223%
	SD_{cao1Pv}	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. 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.

4.2 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.

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. Apesar do parâmetro α e β 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.

As dispersões dos parâmetros AR1 e de custo do modelo ARIMA(1,1,0), no entanto, não mostraram tanta diferença entre os dados de mercados competitivos e os dados de mercados colusivos, apesar de uma diferença na variância entre os grupos. 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 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.

A Tabela 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. 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
<i>probon</i>	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 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 6. Dados classificados para estimação

Comportamento	Classificados pelo modelo de discriminante logístico		Total
	Concorrência	Cartel	
Concorrência	19,777	782	20,559
Classificados <i>a priori</i>	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 7).

Tabela 7. Resultado do modelo sem dados simulados.

<i>Marcador</i>	<i>Variável</i>	<i>Logit</i>		<i>Boost-Logit</i>	
		Escores	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%
	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 é 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 anteriormente:

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. 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 à 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. Em resumo, 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.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve por objetivo geral analisar os marcadores de preço para concluir a fim de compreender seu poder de predição quanto ao ranqueamento de cartel. Como resultado geral a maioria dos marcadores utilizados tem certa eficácia na classificação do nível de competição do mercado. Os indicadores de variância de preços entre postos e variância ao longo do tempo foram os que tiveram maior peso relativo nas análises e as estatísticas relativamente mais simples podem ser eficazes como marcadores. Estas constatações levam à conclusão de que é muito importante no controle dos casos de cartel a construção de estatísticas ao longo do tempo pelas autoridades antitruste, se elas identificarem as atividades de filtragem de cartéis importantes. Neste processo, é

necessário ponderar os ganhos de eficiência antes de adicionar um instrumento mais custoso no conjunto de análise.

Outra conclusão relevante é que, em relação ao comportamento do mercado varejista de gasolina no Brasil, o cartel revela-se dentro de um equilíbrio estável, revelando-se uma prática comum e difundida nos mercados varejistas de combustíveis. 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.

Por fim, sugere-se como futuros estudos neste tema trabalhos que caminhem no sentido de verificar se estas conclusões também se aplicam no atacado e em outros mercados que classicamente tem sido alvo de investigações no Brasil.

REFERÊNCIAS

- ALLAIN, Marie-Laure et al. The Determination of Optimal Fines in Cartel Cases The Myth of Underdeterrence. **CIRANO**, 2011. ISSN 1198-8177
- ATHEY, S.; BAGWELL, K. Collusion with Persistent Cost Shocks, W.P. Columbia University, n.8 2004.
- ATHEY, S.; BAGWELL, K.; SANCHIRICO, C. Collusion and Price Rigidity. **Review of Economic Studies**, n. 71, p. 317-349, 2004.
- BAI, J. Panel data models with interactive fixed effects. **Econometrica**, v. 77, n. 4, p. 1229–1279, 2009.
- BALKE, N. S., BROWN, S. P. A. AND YÜCEL, M. K. Crude oil and gasoline prices: an asymmetric relationship? *Economic Review*, Dallas, n. Q1 p. 2-11, 1998.
- BAYER, C.; HANCK, C.: Combining Non-Cointegration tests. **Journal of Time Series Analysis**. v.34, n. 1, 2012.
- BRASIL. **Fighting Cartels: Brazil's Leniency Program**. Secretariat of Economic Law, Antitrust Division, Ministry of Justice, 3rd. ed 2009.
- BROWN, S. P. A.; YÜCEL, M. K. Gasoline and crude oil prices: why the asymmetry? **Economic and Financial Review**, Dallas, n. Q3, p. 23-29, 2000. 7 p.
- CADE. Processos administrativos por cartel condenados pelo Conselho Administrativo de Defesa Econômica, Brasília: 2013. Disponível em: <www.cade.gov.br>. Acessado em: 20 de janeiro de 2015.
- CIARRETA, Aitor; GUTIÉRREZ-HITA, Carlos. Collusion sustainability with optimal punishments and detection lags, with an application to a Cournot game. **Estudios de Economía**, v. 40, n. 2, p. pp. 247-253, 2013.
- CLEMENTE, J.; MONTAÑÉS, A.; REYES, M. Testing for a unit root in variables with a double change in the mean. **Economics Letters**, Vol. 59, pp.175-182, 1998.
- COMPTE, O.; JENNY, F.; REY, P. Capacity Constraints, Mergers and Collusion. **European Economic Review**, n.46, p. 1-29, 2002.
- DAVIDSON, C.; DENECKERE, R. Excess Capacity and Collusion. **International Economic Review**, n.31 p. 521-541, 1990.
- DOANE, M. J. *et al.* Screening for Collusion as a Problem of Inference. 40. BLAIR, R. D. e SOKAL, D. D. **OXFORD HANDBOOK ON INTERNATIONAL ANTITRUST ECONOMICS: OXFORD HANDBOOK ON INTERNATIONAL ANTITRUST ECONOMICS**, 2013.
- 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.
- GREEN, E. J.; PORTER, R. H. Noncooperative Collusion under Imperfect Price Information. **Econometrica**, v. 52, n. 1, p. 87-100, 1984.

- GROSSMAN, P.Z. **How cartels endure and how they fail**. Northampton, US: Edward Alga, 2004. ISBN 1858988306.
- HARRINGTON, J. Detecting cartels. **Handbook in Antitrust Economics**, (MIT Press), forthcoming, 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.
- 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.
- 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.
- MEYER, J., VON CRAMON-TAUBADEL, S. Asymmetric price transmission: a survey. **Journal of Agricultural Economics**, Oxford, v. 55, n. 3, pp. 581-611, 2004.
- 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.; 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
- 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.
- RALHA, Célia Ghedini; SILVA, Carlos Vinícius Sarmiento. A multi-agent data mining system for cartel detection in Brazilian government procurement. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 14, p. 11642-11656, 2012.
- RAY, S. *et alli*. Asymmetric Wholesale Pricing: Theory and Evidence. **Marketing Science**, Hanover, v. 25, n. 2, p. 131-154, 2006.
- ROTEMBERG, J. J.; SALONER, G. Collusive Price Leadership. **Journal of Industrial Economics**, v. 39, n. 1, p. 93-111, Sep 1990.
- 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.
- SILVA, A. S.; VASCONCELOS, C.R.F.; VASCONCELOS, S.P.; MATTOS, R.S.. Symmetric transmission of prices in the retail gasoline market in Brazil. **Energy Economics**, v. 43, p. 11-21, 2014.
- SPAGNOLO, Giancarlo et al. Divide et impera: Optimal deterrence mechanisms against cartels and organized crime. **University of Mannheim**, 2003.

ANEXO 1. Processos Administrativos contra cartel.

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

Municípios	UF	PA	Julgado em	Situação do PA
Florianópolis-RM***	SC	08012.002299/2000-18	2002	Condenados. - <i>Multa</i> : 10~15% do faturamento.
Goiânia	GO	08012.004712/2000-89	2002	Condenados. - <i>Multa</i> : R\$285 mil ao sindicato.
Belo Horizonte	MG	08012.007515/2000-31	2003	Condenados - <i>Multa</i> : R\$264 mil ao sindicato.
**Lages	SC	08012.004036/2001-24	2003	Condenados. - <i>Multa</i> : 15% do faturamento.
Brasília	DF	08000.024581/1994-77	2004	Condenados. - <i>Multa</i> : 5% do faturamento.
Recife-RM	PE	08012.003208/1999-85	2004	Condenados - <i>Multa</i> : 15% do faturamento.
Campinas	SP	08012.002911/2001-33	2007	Condenados. <i>Multa</i> : R\$63 mil.
Belo Horizonte	MG	08012.007273/2000-02	2008	Arquivado devido à prescrição.
Salvador	BA	08012.005140/1998-33	2009	Arquivado devido à insuficiência de provas.
Recife	PE	08012.002748/2002-90	2009	Arquivado devido à prescrição.
Ribeirão Preto	SP	08012.002748/2002-90	2009	Arquivado devido à prescrição.
Blumenau	SC	08012.005545/1999-16	2010	Arquivado devido à insuficiência de provas.
Santa Maria	RS	08012.004573/2004-17 - 08012.007149/2009-39	2010	Condenados <i>Multa</i> : 15~17% do faturamento.
Manaus	AM	08012.002959/1998-11	2013	Condenados - <i>Multa</i> : R\$6,6 milhões + 10~15% faturamento.
Bauru	SP	08012.004472/2000-12	2013	Condenados - <i>Multa</i> : 15~20% do faturamento.
Londrina	PR	08012.001003/2000-41	2013	Condenados - <i>Multa</i> : R\$36 milhões.
Caxias do Sul	RS	08012.010215/2007-96	2013	Condenados. - <i>Multa</i> : 70% do faturamento.
Londrina RM	PR	08012.011668/2007-30	2013	Condenados
Teresina	PI	08012.007301/2000-38 - 08700.000547/2008-95	2013	Condenados - <i>Multa</i> : R\$6 milhões.
Vitoria RM	ES	08012.008847/2006-17	2015	Condenados. - <i>Multa</i> : R\$66 milhões.
São Luís RM	MA	08700.002821/2014-09	Não	Processo ainda em aberto.

Fonte: Elaboração própria baseados em dados e processos do 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