

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS, CAMPUS SOROCABA

CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

Gabriela Beatriz de Souza

**BOLHAS ESPECULATIVAS E TOXICIDADE NO MERCADO FUTURO DE MILHO
BRASILEIRO**

Sorocaba – SP

2020

Gabriela Beatriz de Souza

**BOLHAS ESPECULATIVAS E TOXICIDADE NO MERCADO FUTURO DE MILHO
BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia para obtenção do título de Mestre em Economia da Universidade Federal de São Carlos. Área de concentração: Economia Aplicada.

Orientação: Prof. Dr. José César Cruz Júnior

Financiamento: Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Sorocaba – SP

2020

de Souza, Gabriela Beatriz

Bolhas Especulativas e Toxicidade no Mercado Futuro de Milho Brasileiro / Gabriela Beatriz de Souza -- 2020. 57f.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba

Orientador (a): José César Cruz Júnior

Banca Examinadora: Geraldo Edmundo Silva Júnior, Daniel Henrique Dario Capitani

Bibliografia

1. Mercado de milho. 2. Bolhas especulativas. 3. Toxicidade de mercado. I. de Souza, Gabriela Beatriz. II. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática (SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano - CRB/8 6979



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Economia

COMPROVANTE DE DEFESA

A Comissão de Pós-Graduação do Programa de Pós-Graduação em Economia, da Universidade Federal de São Carlos, declara, por meio deste, a realização da seguinte Defesa de Mestrado:

Candidata: Gabriela Beatriz de Souza

Título do Trabalho: Bolhas especulativas e toxidade no mercado futuro de milho brasileiro

Dia: 03/09/2020

Horário: 09:00

Local: Presencial com apresentação a distância

Banca Examinadora:

José César Cruz Júnior, presidente titular interno, UFSCar - Universidade Federal de São Carlos, presencialmente, Aprovou o candidato

Geraldo Edmundo Silva Junior, membro titular interno, UFSCar - Universidade Federal de São Carlos, a distância, Aprovou o candidato

Daniel Henrique Dario Capitani, membro titular externo, UNICAMP - Universidade Estadual de Campinas, a distância, Aprovou o candidato

Resultado Final: Aprovado

Título Definitivo do Trabalho: Bolhas especulativas e toxidade no mercado futuro de milho brasileiro

O(a) candidato(a) só fará jus ao título de mestre(a)/doutor(a), quando o diploma estiver em fase de emissão. O documento apto para comprovar a obtenção de título acadêmico é o Diploma ou o Certificado de Conclusão de Curso (enquanto o diploma estiver em fase de emissão).

ATENÇÃO Este é um documento oficial da Pró-Reitoria de pós-graduação da UFSCar e está isento de carimbo e assinatura.

Código: LYOB-T4DF-4XCQ-TXUL	Documento emitido às 23:31 horas do dia 22/03/2026 (hora e data de Brasília) A autenticidade pode ser verificada em: http://propgweb.ufscar.br/ProPGWeb/ValidarDocumento.do
---------------------------------------	---

Gabriela Beatriz de Souza

**BOLHAS ESPECULATIVAS E TOXICIDADE NO MERCADO FUTURO DE MILHO
BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia para obtenção do título de Mestre em Economia da Universidade Federal de São Carlos. Área de concentração: Economia Aplicada.

Orientador - Prof. Dr. José César Cruz Júnior

Universidade Federal de São Carlos

Banca examinadora - Prof. Dr. Geraldo Edmundo Silva Júnior

Universidade Federal de São Carlos

Banca examinadora - Prof. Dr. Daniel Henrique Dario Capitani

Universidade Estadual de Campinas

Sorocaba – SP

2020

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Aos meus pais Luiz Fernando Raimundo de Souza e Glênia Teresa de Paula pelo amor incondicional. Por sempre acreditarem em mim, me incentivarem e não medirem esforços para que eu alcançasse esta etapa em minha vida. Aos meus irmãos que sempre me incentivaram a acreditar em mim mesma e não desistir dos meus sonhos.

Ao meu orientador Prof. Dr. José César Cruz Júnior, pelo empenho, paciência, compreensão e toda a dedicação em minha orientação. Os meus mais sinceros agradecimentos, tenho certeza de que não chegaria neste ponto sem o seu apoio.

Aos meus colegas de mestrado por compartilharem as alegrias e pelo companheirismo nas horas mais difíceis dessa jornada.

Aos meus amigos pela compreensão nos meus momentos de ausência, por todo o incentivo e amizade ao longo desses anos. Um agradecimento especial às minhas amigas pelo apoio em todos os momentos dessa etapa: Ana Helena, Natália, Larissa, Raila, Amanda, Joana e Mariana.

Ao Departamento de Economia e a todos os professores por todos os ensinamentos e pela contribuição para o meu desenvolvimento acadêmico e pessoal.

Agradeço aos membros da banca examinadora que tão gentilmente aceitaram participar e colaborar com esta dissertação.

À todas as pessoas que de alguma forma me apoiaram e colaboraram para a finalização dessa etapa tão importante em minha vida! Meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

SOUZA, Gabriela Beatriz de. Bolhas especulativas e toxicidade no mercado futuro de milho brasileiro. 60f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba, 2020.

As bolhas especulativas e a toxicidade no mercado do milho brasileiro são apresentadas como objeto de pesquisa deste estudo. Diante da expansão contínua na produção de milho no Brasil e no mundo, especuladores encontraram nos mercados futuros de *commodities* uma alternativa de investimento descorrelacionada dos setores tradicionais do mercado financeiro, causando uma “*financeirização*” das *commodities*. Diante disso, esse trabalho se propôs a analisar se tais movimentos causaram bolhas especulativas no mercado futuro de milho brasileiro. Para isso, foram utilizados os preços de fechamento do contrato com vencimento em setembro de 2019, por se tratar do mais líquido em comparação aos demais, negociado na bolsa de futuros e mercadorias B³. O teste BSADF foi utilizado para identificar os momentos em que os preços se afastaram de seus valores fundamentais. Além disso, tendo como objetivo compreender como a presença de agentes informados poderiam causar um desbalanço no mercado, tornando o fluxo de negócios tóxico, uma métrica balizada pelo volume de negócios, o VPIN, foi aplicada nos preços intradiários. A fim de compreender quais fatores poderiam influenciar a formação de bolhas no mercado futuro de milho, estimou-se um modelo *logit* binomial. Um total de 25 dias de presença de bolhas foram identificados no período, concentrados em outubro de 2018 e nos meses de abril e maio de 2019. Diante de um baixo volume de negociações, foram obtidos valores para o VPIN apenas após o mês de março. Os resultados do modelo *logit* indicaram que as variáveis VPIN, risco e spread são fatores determinantes no surgimento de bolhas racionais que colapsam periodicamente. Uma vez que a presença de bolhas, aliada à um fluxo de ordens tóxico, reduz a eficiência do mercado futuro em oferecer proteção em momentos de grande volatilidade, é de grande importância que os agentes, sobretudo os produtores, possam identificar os distúrbios nos preços e quais as razões do afastamento de seus valores fundamentais.

Palavras-chave: Mercado de milho; Bolhas especulativas; Toxicidade de mercado; Modelo *logit* binomial.

ABSTRACT

SOUZA, Gabriela Beatriz de. Speculative bubbles and toxicity in the Brazilian corn futures market. 60f. Dissertation (Masters in Economics) - Federal University of São Carlos, Sorocaba, 2020.

Speculative bubbles and toxicity in the Brazilian corn market are presented as the object of research in this study. In the face of the continuous expansion in corn production in Brazil and in the world, speculators have found in the commodity futures markets an investment alternative that is unrelated to the traditional sectors of the financial market, causing a “financialization” of commodities. In view of this, this work proposed to analyze whether such movements caused speculative bubbles in the Brazilian corn futures market. For this purpose, the settlement prices of the contract with maturity in September 2019 were used, as it is the most liquid compared to the others, traded on the B³ futures and commodities exchange. The BSADF test was used to identify the moments when prices have moved away from their fundamental values. In addition, aiming to understand how the presence of informed agents cause an imbalance in the market, making the flow of business toxic, a metric based on turnover, the VPIN, was applied to intraday prices. To understand the origins of bubble formation in the corn futures market, a logit binomial model was estimated. A total of 25 days with presence of bubbles were identified in the period, concentrated in October 2018 and in the months of April and May 2019. In view of the low volume of negotiations, results for the VPIN were obtained only after the month of March. The results of the logit model indicate that the variables VPIN, risk and spread are determining factors in the emergence of rational bubbles that periodically collapse. Since the presence of bubbles combined with a toxic flow of orders reduces the efficiency of the future market in offering protection in times of high volatility, it is of great importance that agents, generally producers, can identify price disturbances and what reasons away from their fundamental values.

Keywords: Corn’s future market; Speculative bubbles; Market toxicity; Binomial logit model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Série histórica da área plantada e produção brasileira de milho	17
Figura 2 – Índice de preço das principais commodities, não combustíveis e milho americano, 2016 = 100	18
Figura 3 – As sequências da amostra e a rolagem das janelas do teste SADF e do teste GSADF	35
Figura 4 – As sequências da amostra e a rolagem das janelas do teste SADF e do teste BSADF	36
Figura 5 – Resultado do teste BSADF para o mercado futuro de milho no Brasil	43
Figura 6 – Cálculo do VPIN para o contrato futuro de milho com vencimento em setembro de 2019	45
Figura 7 – Curva Receiver Operating Characteristic (ROC)	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Quantidade de negócios por vencimento dos contratos em aberto entre 1 julho de 2018 e 19 novembro de 2019.....	41
Tabela 2 – Descrição dos períodos de bolhas especulativas nos preços futuros do milho.....	44
Tabela 3 – Estatísticas descritivas.....	46
Tabela 4 – Resultados das estimações dos modelos logit binomial original e robusto.....	49
Tabela 5 – Efeitos Marginais na média do modelo logit binomial robusto.....	50
Tabela 6 – Percentual de classificação binária.....	51

LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES

- BLS** - Bureau of Labor Statistics
- BSADF** - Backward Sup ADF
- CEPEA** - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada
- CFTC** - Commodity Futures Trading Commission
- CME** - Chicago Mercantile Exchange
- CONAB** - Companhia Nacional de Abastecimento
- DCE** - Dalian Commodity Exchange
- DJIA** - Dow Jones Industrial Average
- ETF** - Exchange Traded Fund
- FINRA** - Financial Industry Regulatory Authority
- FIV** - Fator de Inflação da Variância
- FTP** - File Transfer Protocol
- GSADF** - The Generalized Sup ADF
- HFT** - High Frequency Trading
- ISTFIX** - Índice de Frete de Istambul
- LLC** - Lend Lease Group
- LRPS** - Livro de Registro de Prestação de Serviço
- MQDF** - Mínimos Quadrados Generalizados Factíveis
- MQO** - Mínimos Quadrados Ordinários
- NASDAQ** - Nasdaq Stock Market
- NOAA** - National Oceanic and Atmospheric Administration
- NYSE** - New York Stock Exchange
- PIB** - Produto Interno Bruto
- PIN** - Probability of Informed Trade
- RALS** - Residuals-Augmented Least Squares
- ROC** - Receiver Operating Characteristic
- SADF** - Supremum Augmented Dickey Fuller

SEC - Securities & Exchange Commission

USDA - United States Department of Agriculture Foreign Agricultural Service

VIX - CBOE Volatility Index

VPIN - Volume Synchronized Probability of Informed Trading

ZCE - Zhengzhou Commodity Exchange

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA	12
1.2 OBJETIVOS	15
1.2.1 Objetivo Geral	15
1.2.2 Objetivos Específicos	15
1.3 HIPÓTESES	16
2 REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1 ASPECTOS CULTURAIS E ECONÔMICOS DO MILHO NO BRASIL	17
2.2 BOLHAS ESPECULATIVAS	20
2.3 MEDIDAS DE TOXICIDADE NO MERCADO	23
2.3.1 Flash Crash.....	23
2.3.2 A microestrutura do mercado na presença de informação assimétrica.....	237
2.4 ESTUDOS QUE EXPLORARAM A OCORRÊNCIA DE BOLHAS ESPECULATIVAS.....	29
3 METODOLOGIA.....	32
3.1 TESTES PARA DETECTAR BOLHAS ESPECULATIVAS	32
3.2 PROBABILIDADE DE NEGÓCIO INFORMADO SINCRONIZADO POR VOLUME (VPIN)	37
3.3 MODELO LOGIT BINOMIAL	39
3.4 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS.....	41
4 RESULTADOS	43
4.1 ANÁLISE DO TESTE BSADF PARA O MERCADO FUTURO DE MILHO	43
4.2 ANÁLISE DA TOXICIDADE NO FLUXO DE ORDENS DO MERCADO DE MILHO	45
4.3 LOGIT BINOMIAL	47
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	522
REFERÊNCIAS	544

1 INTRODUÇÃO

1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

O milho se destaca como uma *commodity* de grande importância para a economia brasileira, sendo utilizado no setor alimentício para consumo direto das famílias e como ração para a produção agropecuária. Na safra de 2018/19, o Brasil foi responsável por cerca de 9% da produção mundial de milho, ocupando o terceiro lugar, atrás dos Estados Unidos e da China (USDA, 2019). Em termos de exportação, a importância do Brasil teve um significativo aumento a partir do início dos anos 2000, quando o país era responsável por 8% no total das exportações de milho, enquanto em 2018/19 passou ao total de 21% (USDA, 2019). Além disso, o consumo interno, tanto das famílias como da indústria, também apresentou crescimento significativo no mesmo período, passando de 33,5 MT, em 2000, para 66,0 MT, em 2018/19.

Uma das principais explicações para o crescimento da produção foi a mudança da distribuição do cultivo do milho no país. No ano de 1976, início da série histórica da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), a produção na região Sul representava 51,9% da produção nacional, enquanto o Centro-Oeste era responsável por cerca de 10%. Em 2011, o Centro-Oeste passou a ter mais importância para o mercado nacional, representando 42,6% do total da produção de milho, e a região Sul passou a ser responsável por 31,6% (CONAB, 2019). Na safra de 2017/18, de acordo com a CONAB (2019), o Centro-Oeste produziu 51,1% do total nacional e a região Sul 23,8%.

Segundo Mattos e Silveira (2015), a produção do milho sofreu uma expansão com o aumento do plantio da segunda safra (safra de inverno). A primeira safra (safra de verão) é geralmente destinada à demanda doméstica por alimentos e de ração para a indústria de carnes e se concentra nas regiões Sul e Sudeste. Já a segunda safra é primariamente utilizada na oferta aos mercados internacionais e se concentra nas regiões Centro-Oeste e Sudeste. A existência de dois ciclos de produção de milho no Brasil passou a ser possível devido à expansão da produção da soja e à antecipação de sua colheita, dada a utilização de variedades de maturação mais precoce. Esta mudança possibilitou a reutilização dos recursos naturais que permanecem no solo no plantio da segunda safra de milho (CRUZ *et al.*, 2016).

A produção de duas safras no mesmo ano fez com que o mercado de milho brasileiro sofresse algumas alterações significativas. Primeiramente, alterou-se a balança entre oferta e demanda ao longo do ano, havendo oferta do produto durante os dois semestres. Segundo, aumentou-se a participação do Brasil no mercado internacional, gerando maiores níveis de

exportação. Devido a estas mudanças, houve maior demanda dos produtores de milho por ferramentas financeiras e de gerenciamento de risco (MATTOS; SILVEIRA, 2015).

Segundo Moraes (2011), o mercado financeiro (em particular o mercado de derivativos) foi desenvolvido sob o objetivo de que os produtores pudessem se proteger da volatilidade dos preços e pudessem negociar melhores preços de acordo com seus interesses próprios. Para que o mercado futuro funcione de maneira adequada e consiga cumprir seu papel social (*hedging* e descoberta de preços), é importante que os participantes consigam fechar seus negócios no momento oportuno e ao preço desejado. Para que estas negociações sejam realizadas de maneira eficiente, é necessário que haja volume suficiente de ofertas de compra e venda de contratos em um determinado período. Somente assim os *hedgers* encontrarão oportunidades de transferir seu risco para outros participantes do mercado e os especuladores poderão ser recompensados por correr riscos que os *hedgers* não estão dispostos a enfrentar.

Visto que os especuladores não possuem relação direta com os preços físicos, utilizam-se os *spreads* do mercado futuro como atividade lucrativa, trazendo maior liquidez ao mercado e o tornando mais atrativo para os *hedgers*. Entre janeiro de 2008 e janeiro de 2017, o aumento do volume de negociações de contratos futuros de milho foi de 637%. (SILVA, 2018). De acordo com Silva, Mattos e Coelho (2014), uma das explicações para esse expressivo aumento é o fato de que alguns investidores buscaram, no mercado de *commodities*, uma forma de reduzir o risco dos seus portfólios de ações, uma vez que as aplicações financeiras tradicionais passavam por um momento de pessimismo.

Segundo Silva (2018), os especuladores normalmente são grandes investidores com o objetivo de obterem retornos rápidos sobre as negociações. Este movimento pode alterar a formação dos preços de forma artificial, fazendo com que as oscilações não estejam atreladas aos seus valores fundamentais. Após a realização dos lucros especulativos, os especuladores se retiram do mercado, causando aumento na oferta dos ativos. Com isto, os preços tendem a cair e voltar a seus valores fundamentais. Tais eventos podem resultar em aumento da volatilidade e incerteza. Quando isso acontece, pode-se suspeitar da existência de uma bolha especulativa no mercado.

Raniero (2018) encontrou evidências de comportamentos explosivos de caráter especulativo nos preços (bolhas especulativas) de milho no mercado de futuros da B³ e nas regiões Sul e Centro-Oeste do Brasil. Silva (2018) também identificou sinais de comportamentos explosivos nos preços de diversos contratos futuros agropecuários no mercado brasileiro, dentre eles, o milho. No entanto, nenhum destes trabalhos procurou identificar as causas destes movimentos especulativos nos mercados *spot* nem no de futuros. Brooks,

Prokopczuk e Wu (2015) ressaltam que, apesar da teoria econômica supor que os níveis de preço são governados pelas leis da oferta e demanda, há dúvidas se as oscilações extremas de preços durante períodos prolongados podem ser justificadas somente pelos fundamentos de mercado ou também pela especulação. Desta forma, é de grande interesse dos diversos operadores do mercado que os episódios de grande variação nos preços sejam analisados mais profundamente, pois suas estratégias de negociação podem sofrer alterações.

De acordo com Janzen e Adjemian (2016), os *traders* de uma determinada *commodity* tendem a se concentrar na bolsa mais líquida, na qual a negociação é mais frequente, o que possibilita um maior ganho para os especuladores e a descoberta de preços é mais eficiente. O aumento do volume de negociações de ativos no mercado de futuros e da “financeirização do mercado de *commodities*”¹ com o crescente interesse de especuladores por lucros rápidos, geram uma preocupação para os *hedgers*, que procuram proteção aos contratos negociados.

Segundo Easley, Prado e O'Hara (2012), no mundo da negociação de alta frequência² (AF), existem firmas que tipicamente agem como formadores de mercado, fornecendo liquidez ao colocar ordens passivas em vários níveis no livro de ordens eletrônicas. O principal objetivo dos participantes de AF está em ganhar pequenas margens em um substancial número de negociações. Sua capacidade de fazer isso depende da limitação de sua posição de risco, que é muito afetada por sua capacidade de controlar a seleção adversa na execução de suas ordens passivas. Quando esta seleção não é feita de maneira eficiente, o fluxo de ordens é considerado tóxico.

Easley, Prado e O'Hara (2011a, 2012) desenvolveram uma métrica capaz de identificar o nível de toxicidade no mercado, o VPIN, que utiliza o desbalanço comercial no fluxo de ordens em sua análise. O aumento da toxicidade aumenta a probabilidade da seleção adversa por parte dos “*hedgers*”. Um mercado muito tóxico, com provedores de liquidez incorrendo em prejuízo, poderia atrapalhar as funções sociais de descoberta de preços e “*hedging*”. A importância de uma análise de alta frequência se baseia nas perdas de informações que seriam úteis para análises mais aprofundadas, sob a forma como a informação flui entre os mercados e sob o comportamento dos preços dentro de um intervalo mais restrito de tempo.

Apesar de diversos trabalhos já terem analisado o comportamento especulativo em preços de diversos ativos financeiros e de *commodities*, um número bem mais reduzido tentou

¹ Cf. Main, Scott, Scott H. Irwin, Dwight R. Sanders, and Aaron Smith. "Financialization and the Returns to Commodity Investments." *Journal of Commodity Markets* 10(2018):22-28.

² Segundo Brogaard *trading* de alta frequência é um tipo de estratégia que envolve a compra e venda de ações rapidamente, muitas vezes em termos de milissegundos e segundos.

explicar a existência de bolhas (HERRERA; PERRY, 2001; KOMARZ *et al.*, 2016; LI *et al.*, 2017; AÇIK *et al.*, 2018; WANG; CHEN, 2019). No entanto, a explicação dada por tais autores focou em variáveis macroeconômicas e não deu atenção às alterações ocorridas nos próprios mercados analisados. Desta forma, espera-se que ao analisar alterações no próprio mercado, avaliando-se os acontecimentos intradiários, novas explicações possam ser dadas para a ocorrência de movimentos explosivos nos preços. Acredita-se que a ocorrência de desbalanços comerciais, causados por excesso de negócios de compra ou venda, dentro de um determinado intervalo de tempo, possam causar uma toxicidade elevada no fluxo de negociações. Essa toxicidade pode, então, estar relacionada aos movimentos explosivos dos preços.

Visto que o volume de negociações no mercado futuro de milho vem evoluindo de forma crescente³, trazendo maior volatilidade aos preços, a identificação de eventos especulativos e a avaliação dos níveis de toxicidade no mercado poderia auxiliar os negociadores na gestão de risco de seus portfólios. Uma vez encontrados episódios explosivos nos preços de milho no Brasil, estariam estes eventos relacionados a um elevado grau de toxicidade no mercado?

Estudos sobre o nível de toxicidade já foram feitos para os mercados de ações e de câmbio no Brasil, porém, a literatura é mais escassa quando se trata sobre estudos sobre a presença de toxicidade no mercado de *commodities*. Dada a grande relevância do setor para o agronegócio brasileiro, é de grande importância para os diversos participantes do mercado uma investigação mais detalhada das causas da existência de bolhas, pois suas estratégias de *hedge* podem vir a ser afetadas.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo principal deste trabalho é identificar se a existência de bolhas especulativas no mercado futuro de milho do Brasil está relacionada com o aumento do nível de toxicidade no mercado futuro nacional e sua relação com o risco e o volume negociado.

1.2.2 Objetivos Específicos

Especificamente pretende-se:

- A. Analisar a presença de bolhas especulativas no mercado futuro de milho brasileiro utilizando o teste BSADF, desenvolvido por Phillips, Shi e Yu (2015);

³ Entre janeiro e dezembro de 2010, 364.045 contratos de milho futuro com liquidação financeira foram negociados na Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo (B³). Enquanto, no mesmo período, em 2019, o volume foi de 898.152 contratos (B³, 2019).

- B. Através da metodologia do *Volume-Synchronized Probability of Informed Trading* (VPIN), proposta por Easley, Prado e O'Hara (2011a, 2012), calcular o nível de toxicidade do mercado futuro de milho do Brasil;
- C. Analisar, através de um modelo *logit* binomial, se a ocorrência de bolhas está relacionada ao aumento do risco, do volume negociado e dos níveis de toxicidade nos mercados de futuros.

1.3 HIPÓTESES

São testadas três hipóteses neste trabalho:

- A. Existem evidências de movimentos especulativos nos preços futuros do mercado de milho brasileiro;
- B. A ocorrência de bolhas especulativas no mercado futuro de milho brasileiro está relacionada ao aumento da toxicidade neste mercado. Desta forma, espera-se identificar que o nível de toxicidade aumenta em períodos próximos aos episódios explosivos dos preços;
- C. Outras variáveis observadas com frequência intradiária também podem estar relacionadas à ocorrência de bolhas especulativas no mercado de milho. O aumento do risco intradiário e do volume negociado estão diretamente relacionados aos movimentos especulativos nos preços do milho.

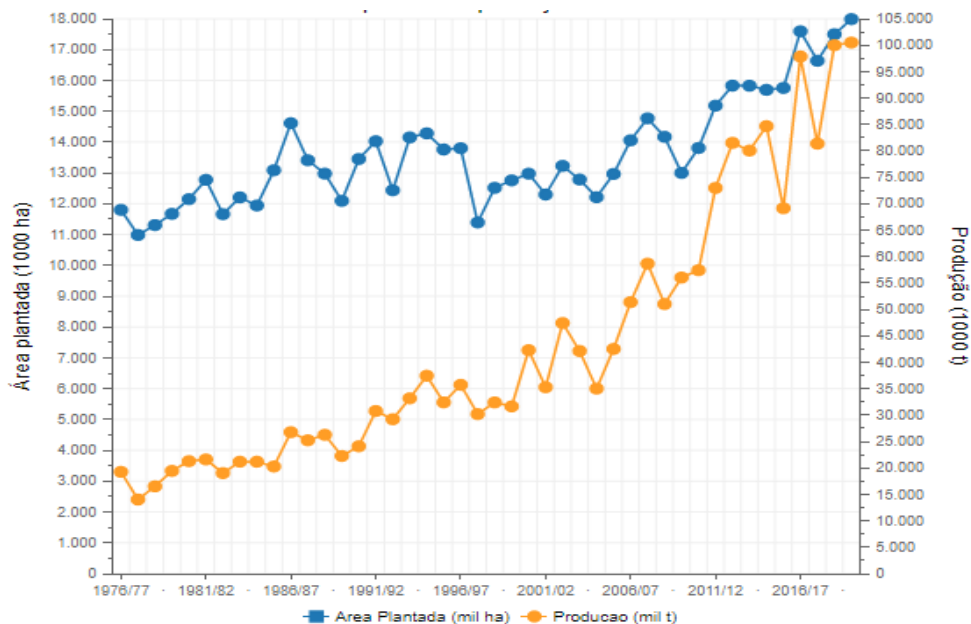
2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 ASPECTOS CULTURAIS E ECONÔMICOS DO MILHO NO BRASIL

A produção de milho no Brasil é responsável por uma parcela significativa na agropecuária. O incremento tecnológico, visando produtividade, aumentou o patamar de produção (ARAÚJO-FILHO, 2005; CALDARELLI; BACCHI, 2012). Como observado na Figura 1, houve um salto de produtividade no Brasil a partir da década de 90. No entanto, grande parte da produção era destinada ao mercado interno. Em função da maior concorrência de produtos importados, os produtores se viram forçados a investir no aumento da produtividade para evitar a perda das parcelas de mercado e, com isso, ter a lucratividade reduzida (FAVRO, *et al.*, 2015).

Para Oliveira (2014), além desses fatores, aspectos como o aumento da eficiência dos portos, certificações internacionais da qualidade do milho produzido, desenvolvimento de malha logística, desburocratização do processo e redução dos custos, se mostraram fundamentais para o desenvolvimento de toda a cadeia de produção de milho no Brasil.

FIGURA 1 – Série histórica da área plantada e produção brasileira de milho



Fonte: CONAB, 2020

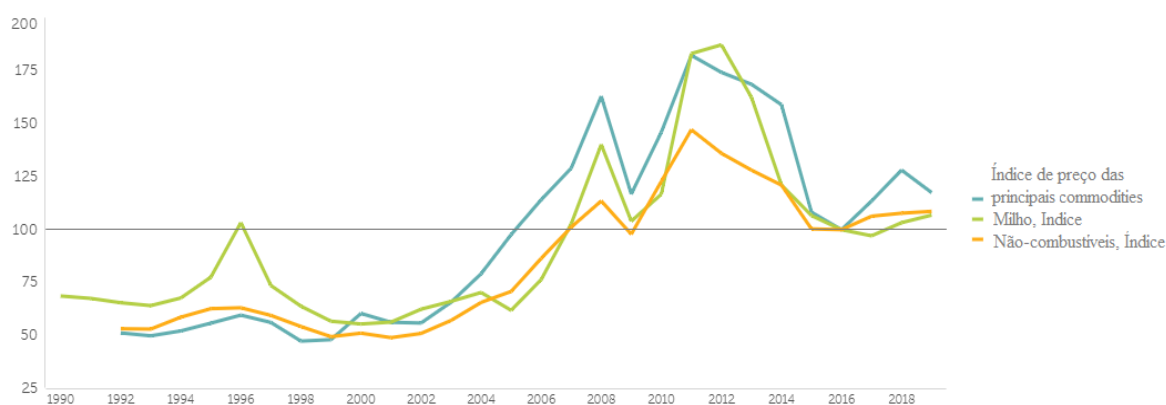
Já no início do século XXI, o crescimento acelerado dos dois países mais populosos do mundo – China e Índia – refletiu diretamente em países que eram tradicionais exportadores de matérias primas e de *commodities* internacionais. Conforme a urbanização foi avançando e a renda crescendo nos países supracitados, a demanda por *commodities* se elevou naturalmente,

ocasionando o aumento dos preços e do consumo de *commodities* em todo o mundo (MANZI, 2016).

A maior demanda da China por *commodities* internacionais pode ser observada através do aumento das importações do país. De acordo com o United States Department of Agriculture - USDA (2020), em 2001, a China era responsável por 0,20% do total de importações mundiais de milho, em 2019/2020 esse número saltou para 4%. Em 2001, o consumo da China era de 19,58% de toda produção mundial do cereal, enquanto a produção atingia 17,96% do total produzido. Comparativamente, no Brasil, o consumo era de 5,85% e a produção de 6,33% do total produzido no mundo. Já na safra 2019/2020, a China consumiu 24,08% da produção total de milho no mundo, enquanto produziu 23,39%, gerando, assim, uma contínua necessidade de importação para suprir toda a demanda doméstica. Enquanto isso, o Brasil foi responsável por 9,06% de toda a produção mundial do cereal em 2019/2020. No entanto, diferentemente da China, o consumo brasileiro foi de apenas 5,97%, havendo um excedente disponível para a exportação.

O aumento na demanda mundial provocou uma alta nos preços das *commodities* nos mercados internacionais, em comparação aos baixos níveis de preços observados na década de 1990, conforme apresentado na Figura 2.

FIGURA 2 – Índice de preço das principais commodities, não combustíveis e milho americano, 2016 =100



Fonte: Fundo Monetário Internacional (FMI), 2020⁴.

Para acompanhar a expansão da demanda por *commodities*, o Brasil precisou investir em pesquisa, qualificação da mão-de-obra e políticas agrícolas para que pudesse competir no

⁴ Índice de preços de todas as *commodities*, 2016 = 100. Inclui índices de preços de combustíveis e não combustíveis. Índice de preços de *commodities* não-combustíveis, 2016 = 100, inclui índices de preços de metais preciosos, alimentos, bebidas e insumos industriais. Milho americano, nº 2 Amarelo, FOB Golfo do México, US\$ por tonelada.

mercado externo, sem que os custos se elevassem junto à produção (GASQUES *et al.*, 2012). Diante disso, houve uma migração dos principais polos produtores no Brasil, da região Sul para o Centro-Oeste, onde, através do aporte de conhecimento e tecnologias providos pelas entidades brasileiras de pesquisa agrícola, foi possível produzir em larga escala e com alta produtividade, graças à rotação de culturas entre a soja e a segunda safra de milho, comumente chamada de milho safrinha.

Como observado na Figura 2, no período analisado, houve um substancial aumento nos preços de todas as *commodities*. Porém, é possível verificar que o movimento foi influenciado pelo avanço nos preços de energia, enquanto os preços dos não-combustíveis (inclusive o milho) só acompanharam a alta nos preços a partir de 2007.

Com o alastramento dos efeitos da crise do *subprime*, nos EUA, para uma crise financeira mundial, os preços de todas as *commodities* sofreram uma queda abrupta, porém, com rápida recuperação, influenciados pelo contínuo crescimento da economia chinesa. De acordo com o Banco Mundial (2020), a China experimentou uma média de crescimento de 10% a.a. no PIB durante três décadas. Além disso, em 2012, uma forte seca no *corn belt* americano fez com que os preços do milho atingissem recordes históricos. A Administração Nacional Oceânica e Atmosférica (NOAA) dos EUA afirmou que a seca que atingiu o país, em 2012, foi a pior desde 1956, em termos de áreas que sofreram de seca moderada a extrema (Financial Times, 2012).

Como resultado de danos às culturas relacionados à seca, os preços de exportação dos EUA para o milho subiram quase 128% acima da média histórica de 20 anos, conforme medido pelo índice de preços de exportação mensal do Bureau of Labor Statistics (BLS). Embora as condições climáticas frequentemente causem variações nos níveis de preços do milho e de seus produtos derivados, essa seca não apenas causou um aumento nos preços de exportação, mas começou a influenciar o comércio americano de produtos derivados de milho, como o etanol (ADONZIO; ROYALES, 2012). Faz-se necessário ressaltar que o mandato para adição de etanol à gasolina, válido a partir de 2010, levou parte significativa da produção americana à produção de etanol, reduzindo os excedentes (ADONZIO; ROYALES, 2012).

No entanto, a partir de 2013, quando os mercados financeiros passaram a prever uma desaceleração no crescimento do PIB chinês para níveis entre 6 e 7% a.a., previu-se uma redução da demanda chinesa por *commodities* internacionais, com efeitos negativos sobre os preços desses produtos (MANKI, 2016). Nota-se, ainda, que no ano de 2013 os preços apresentaram quedas extremas, seguidas por picos logo após. Além disso, é importante mencionar o reflexo do uso do Etanol, que se apresentou crescente nos EUA. O impacto

negativo na economia brasileira decorre da transformação, nas últimas duas décadas, dos bens primários e agrícolas na pauta exportadora nacional. Em 2001, tais produtos eram responsáveis por 26% das exportações brasileiras, enquanto em 2019 essa participação saltou para 50,1% (MDIC, 2020).

Para 2020/21, o USDA (2020) projetou uma alta na produção global de milho, impulsionada principalmente por uma recuperação nas lavouras dos Estados Unidos, que sofreu com problemas climáticos em 2019/20. Além disso, é esperada uma safra recorde para os principais exportadores, Estados Unidos, Brasil, Ucrânia e Argentina e, com isso, prevê-se que a produção global exceda o consumo pela primeira vez em 4 anos em decorrência da pandemia do Covid-19.

Diante do exposto, fica claro que, para as indústrias e produtores dependentes do milho, há riscos inerentes ao cultivo e a dependência do cereal. Além de riscos causados por mudanças climáticas, há os riscos de crédito e liquidez nos mercados financeiros, ademais daqueles causados por guerras comerciais e correlação. Para isso, as ferramentas de *hedge* nos mercados financeiros se fazem cada vez mais necessárias para proteger os agentes dos movimentos que afastam os preços do milho de seus valores fundamentais.

2.2 BOLHAS ESPECULATIVAS

Segundo Blanchard e Watson (1982), alguns economistas acreditam que dadas as suposições de comportamento e expectativas racionais, os preços dos ativos deveriam refletir os fatores fundamentais do mercado, e quaisquer desvios seriam uma evidência de irracionalidade. No entanto, participantes do mercado geralmente acreditam que os fatores fundamentais são apenas uma das partes que compõem os preços dos ativos, e que eventos incomuns podem também influenciá-los. Porém, os autores discordam da visão imposta por estes economistas, argumentando que a racionalidade do comportamento e das expectativas nem sempre implica que o preço de um ativo será igual ao seu valor fundamental, podendo haver desvios no preço, o que resultaria em bolhas racionais.

Conforme Brooks, Prokopczuk e Wu (2015), o valor de um ativo se baseia em seus fluxos de caixas atuais somados aos fluxos futuros descontados. Assumindo expectativas racionais, uma taxa de desconto constante e um investidor neutro ao risco, espera-se que o preço do ativo possa ser definido como:

$$P_t = (1 + r)^{-1} E_t(P_{t+1} + Y_t) \quad (1)$$

Onde P_t é o preço atual do ativo, r é a taxa de desconto, E_t representa uma expectativa de informação no momento t , e Y_t representa as dotações recebidas que, no caso do milho e das demais *commodities*, são os ganhos pela estocagem física do produto (*convenience yield*). Para diversos períodos (representado por k) obtém-se:

$$P_t = \sum_{k=0}^T (1+r)^{-(k+1)} E_t \llbracket (Y) \rrbracket_{t+k} + (1+r)^{-T} E_t (P_{t+T}) \quad (2)$$

Caso o aumento dos preços não ultrapasse o crescimento da taxa de desconto e a condição de transversalidade seja atendida, o preço fundamental da *commodity* pode ser dado como:

$$P_t = \sum_{k=0}^T (1+r)^{-(k+1)} E_t \llbracket (Y) \rrbracket_{t+k} \quad (3)$$

Caso tal condição não seja atendida, entende-se que o preço P_t contém um fator especulativo. Nesse caso, o preço representado na equação 3 será o preço fundamental P_t^* ao invés de P_t . O componente de bolha, aqui denominado B_t , mantém o preço sempre afastado de seu preço fundamental, como definido pela seguinte equação:

$$P_t = P_t^* + B_t \quad (4)$$

As bolhas são ditas racionais, pois acompanham o processo evolutivo da taxa de retorno, evitando dessa maneira movimentos de arbitragem nos mercados. A expectativa de crescimento da bolha é dada como:

$$E_t(B_{t+1}) = (1+r)B_t \quad (5)$$

A previsão de uma bolha somente é possível probabilisticamente. Sendo assim, os investidores mantêm um ativo em suas carteiras diante da expectativa de ganhos de capital, mesmo quando os preços estão acima dos valores fundamentais.

Inicialmente, Diba e Grossman (1988) analisaram uma série de preços de ações americanas e, utilizando o teste de Dickey-Fuller, identificaram que ambos os preços reais dos ativos e de seus dividendos eram não estacionários em nível. Porém, quando diferenciadas, estas se tornavam estacionárias. Por fim, os autores concluíram que as séries eram cointegradas e não apresentavam bolhas racionais. No entanto, Evans (1991) argumentou que os testes utilizados por Diba e Grossman (1988), incorretamente, levaram os autores a concluírem a não existência de bolhas racionais nas séries analisadas, por não levarem em consideração que estas bolhas podem colapsar periodicamente. Utilizando o mesmo teste de Dickey-Fuller, os

resultados indicaram a presença de raiz unitária nos dividendos em nível. Contudo, não foram capazes de indicar a presença de bolhas racionais no preço das ações. Evans afirmou que os testes utilizados não eram capazes de detectá-las.

Phillips, Wu e Yu (2011) analisaram o índice Nasdaq para averiguar se houve comportamento explosivos nos preços das ações, no período de janeiro de 1973 a junho de 2005. Para evitar os problemas apresentados por Diba e Grossman (1988), os autores fizeram uso de testes recursivos, capazes de distinguir bolhas que colapsam periodicamente de processos puros de raízes unitárias. Foi utilizado o teste SADF (*Supremum Augmented Dickey Fuller*), que consiste na estimação recursiva de regressões estimadas repetidamente. Os resultados apontaram para a existência de bolhas especulativas racionais no período analisado, tendo como início meados de 1995, o pico em fevereiro de 2000 e o fim entre setembro de 2000 e março de 2001.

Etienne, Irwin e Garcia (2014) analisaram preços diários futuros para verificar a existência de bolhas especulativas em 12 mercados agrícolas, através do teste SADF. Os autores identificaram múltiplos períodos com comportamento explosivo nos preços. No entanto, bolhas colapsadas representavam somente uma pequena parte do período explosivo durante os 42 anos analisados, entre 1,5% e 2%. Entre 80-90% das bolhas possuíam curta duração, permanecendo por menos de 10 dias. A maioria das bolhas eram relativamente suaves durante os episódios explosivos dos preços.

Segundo Phillips, Shi e Yu (2015), o teste SADF pode ter o seu poder de teste reduzido e pode se tornar inconsistente diante de múltiplos episódios de exuberância de preços e colapsos de bolhas. Isto acontece, geralmente, em séries muito longas ou que apresentam rápidas mudanças de mercado, em que mais de um episódio de exuberância de preços pode estar presente. Para superar tais problemas, os autores propuseram um teste SADF generalizado (GSADF), que consiste em um teste ADF de cauda direita recursiva, porém, com tamanho de janelas flexíveis. Ou seja, o ponto de partida não é mais fixado na primeira observação da série, de forma que o teste GSADF estende a cobertura da amostra, alterando o ponto inicial e o ponto final da regressão em uma extensão factível de janelas flexíveis.

Li *et al.* (2017) utilizaram o teste GSADF para identificar comportamento explosivo nos preços futuros de seis *commodities* agrícolas, negociadas nas bolsas de mercadorias de Zhengzhou (ZCE) e Dalian (DCE) na China, entre 2006 e 2014. Com a exceção do contrato de trigo, os autores identificaram bolhas especulativas em todos os outros preços analisados. O número de dias com bolhas variou entre três, para o contrato de milho, e 229 dias, para o contrato de soja. Os resultados encontrados indicaram que o contrato futuro de soja também foi

aquele que apresentou a bolha com maior duração (216 dias). Ou seja, apesar do número total apresentar 229 dias de bolhas, a maior duração na soja se deu com 216. Porém, a maior variação de preços foi observada no contrato de milho (63,7%).

Silva (2018) aplicou o teste GSADF ao analisar movimentos especulativos nos contratos futuros de *commodities* agrícolas negociadas na bolsa brasileira B³ (boi gordo, café, milho e soja). A autora identificou a ocorrência de diversas bolhas nos preços de todas as *commodities* analisadas no período entre 2008 e 2017.

Raniro (2018) analisou a presença de bolhas especulativas no mercado de futuros e *spot* de milho em grão nas regiões Sul e Centro-Oeste do Brasil, no período de 2004 a 2016. Utilizando o teste GSADF, foram encontrados comportamentos explosivos em todas as séries analisadas.

Brooks, Prokopczuk e Wu (2015) procuraram identificar bolhas especulativas racionais nos preços de diversas *commodities* agrícolas, metálicas e em combustíveis, obtidos no departamento de pesquisa em *commodities* (CBR). Diferentemente dos trabalhos que utilizaram regressões baseadas no teste ADF, os autores estimaram modelos de mudanças de regimes para avaliar alterações nos preços fundamentais dos ativos. A abordagem utilizou variáveis macroeconômicas e *proxies*, para o *convenience yield*, com o objetivo de, inicialmente, estimar os preços fundamentais dos ativos. Os resultados obtidos em uma análise de 40 anos indicaram que somente os preços dos contratos de petróleo (*crude oil*) e boi (*feeder cattle*) passaram por eventos extremos de preços, causados puramente por especulação.

2.3 MEDIDAS DE TOXICIDADE NO MERCADO

2.3.1 Flash Crash

De acordo com o relatório realizado pela *U.S. Commodity Futures Trading Commission (CFTC)* e a *U.S. Securities & Exchange Commission (SEC)* (2010), em 6 de maio de 2010, os preços de muitos ativos negociados em bolsas americanas sofreram um declínio e recuperação extraordinariamente rápidos. Naquela tarde, os principais índices de ações nos mercados de futuros e valores mobiliários, que já apresentavam desvalorização de 4% em relação ao fechamento do dia anterior, subitamente caíram ainda mais, por volta de 6%, em questão de minutos, antes de se recuperarem quase tão rapidamente. No final do dia, os principais índices futuros e de ações “se recuperaram”, fechando com perdas de cerca de 3% em relação ao dia anterior.

Os mercados haviam começado o dia sob grande volatilidade, devido às preocupações econômicas e políticas quanto a dívida europeia. Às 14h30, o índice de volatilidade do S&P

500 (“VIX”) subiu 22,5% em relação ao nível de abertura, o *Dow Jones Industrial Average* (“DJIA”) caiu cerca de 2,5%. Além disso, a liquidez do lado da compra nos contratos futuros do E-Mini S&P 500 (o “E-Mini”) caiu do nível de quase US\$ 6 bilhões, durante a manhã, para US\$ 2,65 bilhões (representando um declínio de 55%) (CFTC; SEC, 2010).

Às 14h32, um grande operador iniciou um programa de venda de um total de 75.000 E-Minicontratos (avaliados em aproximadamente US\$ 4,1 bilhões) para se proteger em uma posição existente em ações. Esse grande operador optou por executar tal estratégia por meio de um algoritmo de execução automatizado (“algoritmo de venda”) que foi programado para alimentar pedidos no mercado futuro de E-Minis com vencimento em junho de 2010 (CFTC; SEC, 2010).

A execução desse programa de vendas resultou na maior mudança líquida na posição diária de qualquer *trader* no mercado de E-Minis desde o início do ano (de 1º de janeiro de 2010 a 6 de maio de 2010). Ao executar o programa de venda anterior, esse *trader* utilizou uma combinação de negociação manual inserida ao longo de um dia e vários algoritmos de execução automatizados. O supracitado *trader* já havia executado um algoritmo similar, que levava em consideração preço, hora e volume. Nessa ocasião, foram necessárias mais de 5 horas para que fossem executados os primeiros 75.000 contratos no programa de vendas. No entanto, em 6 de maio, quando os mercados já estavam estressados, o algoritmo de venda escolhido para atingir apenas o volume de negociação, sem considerar preço ou tempo, executou o programa de venda em apenas 20 minutos (CFTC; SEC, 2010).

A pressão de venda combinada do algoritmo de venda, HFTs e outros *traders*, levou o preço do E-Mini a cair aproximadamente 3% em apenas quatro minutos. Durante esse mesmo período, os agentes fundamentais⁵ compraram o E-Mini e venderam, simultaneamente, quantidades equivalentes nos mercados de ações, também levando o preço do SPY a cair aproximadamente 3%. Entre 2:45:13 e 2:45:27, os HFTs negociaram mais de 27.000 contratos, o que representou cerca de 49% do volume total de negócios, enquanto compravam apenas cerca de 200 contratos adicionais líquidos. No momento, a profundidade⁶ do mercado no E-Mini caiu para cerca de US\$ 58 milhões, menos de 1% de sua profundidade em relação ao nível

⁵ Os agentes fundamentais são *traders* que aproveitam oportunidades para capitalizar diferenças de preço temporárias, embora muitas vezes pequenas, entre produtos relacionados, comprando o produto mais barato e vendendo o produto mais caro.

⁶ A profundidade de mercado é também conhecida como *Book* de Ofertas, no qual as intenções de compra e venda dos ativos são colocadas. Quanto maior o número de ordens de venda ou compra em cada preço, maior a profundidade do mercado.

daquela manhã. À medida que a liquidez⁷ desaparecia, o preço do E-Mini caiu 1,7% adicional em apenas 15 segundos. Esse repentino declínio, no preço e na liquidez, pode ser sintomático da noção de que os preços estavam se movendo tão rapidamente que agentes fundamentais não estavam dispostos a fornecer liquidez suficiente no lado da compra (CFTC; SEC, 2010).

Entre as 14h32 e 14h45, um grande desnível no livro de ordens foi criado, quando todos os vendedores fundamentais combinados venderam mais de 80.000 contratos líquidos, e os compradores fundamentais adquiriram apenas cerca de 50.000 contratos líquidos, o que criou um desequilíbrio líquido de 30.000 contratos. Esse nível de venda líquida por vendedores fundamentais é cerca de 15 vezes maior em comparação com o mesmo intervalo de 13 minutos nos três dias anteriores, enquanto esse nível de compra líquida por compradores fundamentais é cerca de 10 vezes maior em comparação com o mesmo período nos três dias anteriores (CFTC; SEC, 2010).

Às 14h45min28, a negociação no E-Mini foi interrompida por cinco segundos quando a *Chicago Mercantile Exchange* ("CME") acionou o mecanismo de "Stop Logic"⁸ para evitar uma cascata de quedas adicionais de preços. Nesse curto período, a pressão do lado da venda no E-Mini foi parcialmente aliviada e o interesse do lado da compra aumentou. Quando as negociações foram retomadas, às 14:45:33, os preços se estabilizaram e, pouco depois, o E-Mini começou a se recuperar, seguido pelo SPY. O algoritmo de venda continuou a executar o programa de venda até cerca das 14h51, pois os preços estavam subindo rapidamente no E-Mini e no SPY (CFTC; SEC, 2010).

A segunda crise de liquidez ocorreu nos mercados de ações por volta das 14h45. O fato se deu devido ao temor dos *traders* de que a queda simultânea dos preços em diversos tipos de ativos poderia estar relacionada à ocorrência de um evento catastrófico. Como eles não haviam previsto tal situação, suas estratégias de negociação não estavam adaptadas para lidar com tal fato. Com base em suas respectivas avaliações de risco individuais, alguns formadores de mercado e outros provedores de liquidez aumentaram seus *spreads*, enquanto outros reduziram a liquidez oferecida, e um número significativo se retirou completamente dos mercados (CFTC; SEC, 2010).

⁷ Barros (2013) define liquidez como uma medida da facilidade e velocidade que um ativo pode ser comprado ou vendido a um determinado preço.

⁸ Uma provisão aplicável aos futuros negociados no sistema eletrônico de negociação Globex da CME, projetado para evitar movimentos excessivos de preços causados por ordens de parada em cascata. A funcionalidade de "Stop Logic" introduz uma pausa momentânea na correspondência, quando paradas acionadas fazem com que o mercado negocie fora de valores predefinidos. A pausa momentânea oferece uma oportunidade para que lances ou ofertas adicionais sejam postados (CFTC).

Entre as 14:40 e 15h, aproximadamente 2 bilhões de ações foram negociadas com um volume total superior a US\$ 56 bilhões. Mais de 98% de todas as ordens foram executadas a preços dentro de um intervalo de 10% do valor que possuíam às 14h40. No entanto, como a liquidez evaporou completamente em várias ações e ETFs, onze participantes, instruídos a vender (ou comprar) no mercado, não encontraram interesse de compra imediatamente disponível (ou interesse de venda), resultando em negociações executadas a preços irracionais, tão baixos quanto um centavo ou até US\$ 100.000⁹ (CFTC; SEC, 2010).

As acentuadas variações de preços observadas em muitos títulos foram passageiras. Aproximadamente às 15h, a maioria das ações voltou a ser negociada a preços que refletiam seus verdadeiros valores fundamentais. Após o fechamento do mercado, as bolsas e a Financial Industry Regulatory Authority (FINRA)¹⁰ se reuniram e concordaram em cancelar (ou interromper) todas essas negociações sob suas respectivas regras de negociação "claramente errôneas" (CFTC; SEC, 2010).

Alguns fatores adicionais que podem ter desempenhado um papel nos eventos de 6 de maio incluem: o uso do mecanismo de pontos de reposição de liquidez (LRPs¹¹) pela NYSE, em que as negociações são efetivamente agrupadas na NYSE em ações nela listadas, exibindo movimentos rápidos de preços; problemas técnicos entre a Nasdaq Stock Market, LLC ("Nasdaq") e a NYSE Arca, Inc. ("NYSE Arca"), sob as quais a Nasdaq interrompeu temporariamente o encaminhamento de pedidos para a NYSE Arca e atrasos nos dados de cotação e negociação da NYSE, disseminados nos *feeds* de dados do Sistema de Cotação Consolidado ("CQS") e do Sistema de Fita Consolidada ("CTS"). O estudo realizado pela CFTC e pela SEC (2010) indica que nenhum desses fatores desempenhou um papel dominante em 6 de maio, no entanto, são considerações importantes na compreensão dos fatos ocorridos naquela tarde (CFTC; SEC, 2010).

⁹ Essas negociações ocorreram como resultado das chamadas cotações de "Stub", que são geradas por formadores de mercado (ou as trocas em seu nome), em níveis distantes do mercado atual, a fim de cumprir obrigações contínuas de cotação nos dois lados, mesmo quando um formador de mercado retira-se da negociação ativa (CFTC; SEC, 2010). Diante do ocorrido em 6 de maio de 2010, a Comissão de Valores Mobiliários ("Securities and Exchange Commission" – SEC) nos Estados Unidos banuiu a prática de cotações "Stub", a fim de reduzir o risco de que as negociações sejam executadas a preços irracionais e, em seguida, precisem ser interrompidas, se os mercados se tornarem voláteis.

¹⁰ Associação autorreguladora que regulamenta a negociação de ações, opções de títulos, títulos corporativos, além disso, se propõe a combater crimes e fraudes no mercado financeiro americano (REIS, 2019).

¹¹ Os LRPs foram pensados como um "reduzidor de velocidade" e visam diminuir a volatilidade dos preços de uma determinada ação, convertendo temporariamente de um mercado automatizado para um mercado de leilão manual, quando é atingido um movimento de preço de tamanho suficiente. Nesse caso, a negociação na NYSE dessa ação "desacelerará" e é interrompida por um período para permitir que o formador de mercado designado solicite liquidez adicional antes de retornar a um mercado eletrônico (SHAPIRO, 2010).

Como resultado da *Flash Crash*, o mercado acionário perdeu quase US\$ 1 trilhão em valor antes de recuperar a maior parte de suas perdas quase imediatamente. Depois do ocorrido, introduziu-se um sistema de contenções no intuito de evitar que transações errantes empurrem os preços para baixo. Os *traders* não devem cotar os preços fora de certa porcentagem acima e abaixo do preço médio de uma ação (MAMUDI, 2015).

No Brasil, a B³ possui um sistema similar, denominado LINE 5.0, que é “uma ferramenta integrada à plataforma de negociação (PUMA) que permite aos participantes de negociação estabelecerem limites de pré-negociação e acompanharem os comitentes operando nos mercados administrados pela B³, independentemente da forma de acesso (DMA, Mesa ou Assessor)” (B³, 2020). Através dessa ferramenta, as corretoras podem colocar, dentre outros parâmetros, a quantidade máxima que pode ser enviada por ordem, além do volume máximo que pode ser operado no dia. Tal parametrização é feita por ativo, como os contratos de milho, por exemplo. Trata-se de um mecanismo robusto que protege os investidores e as corretoras de erros operacionais.

2.3.2 A microestrutura do mercado na presença de informação assimétrica

De acordo com a teoria de microestrutura de mercados, existem dois grupos de negociadores nos mercados: os informados e os não informados. O fluxo de ordens será denominado tóxico quando seleciona, adversamente, negociadores que não estão cientes de estarem fornecendo liquidez com prejuízo, ou seja, aqueles que possuem informação estão tirando vantagem daqueles que não possuem (EASLEY; PRADO; O'HARA, 2012; BARBOSA, 2014).

Barbosa (2014) ressalta que estar informado não está necessariamente relacionado com atividades ilegais, pois as informações podem ser formas de detecção de padrões, modelos proprietários de precificação ou qualquer outro tipo de vantagem.

Easley *et al.* (1996) desenvolveram um método, denominado *Probability of Informed Trade* (PIN), para investigar se a diferença nas negociações baseadas em informação pode explicar as diferenças nos *spreads* de ações ativas e de ações negociadas com baixa frequência. O PIN consiste em uma medida de assimetria de informação entre *traders*, informados e não informados, e é capaz de modelar a taxa de chegada dos *traders* ao longo do tempo de forma contínua.

A medida do PIN não é diretamente observável, mas sim uma função de parâmetros teóricos de um modelo de microestrutura que deve ser estimado pela maximização numérica de uma função de verossimilhança. O modelo visualiza a negociação como um jogo entre

provedores de liquidez e *traders*, que é repetido durante os dias de negociação (ABAD; YAGÜE, 2012).

Easley *et al.* (2008) analisaram como a dinâmica dos negócios e composição do mercado respondiam à evolução da liquidez do mercado. Através de um modelo GARCH bivariado, estimaram-se as taxas de chegada de negociações informadas e não informadas de 16 ações em um período de 15 anos. Tal estimação foi atrelada ao método PIN, com a intenção de prever a probabilidade de as negociações serem informadas, incluindo a variação no tempo. Os resultados apontam que o PIN varia de acordo com os ativos e ao longo do tempo.

Easley, Prado e O'Hara (2011a, 2012), posteriormente, desenvolveram uma nova métrica capaz de identificar o nível de toxicidade no mercado: o *Volume Synchronized Probability of Informed Trading* (VPIN), que consiste em uma medida derivada do PIN, porém, que se atualiza de acordo com o volume de negociações ao longo do tempo, sendo, portanto, de grande aplicabilidade ao mundo das negociações de alta-frequência. O método não necessita da estimação de parâmetros intermediários, mas ainda requer a classificação dos *traders* em informados e não informados.

Conforme Easley, Prado e O'Hara (2011a), a partir dos eventos do dia 6 de maio de 2010, quando ocorreu a *Flash Crash*, há um consenso de que, naquele dia, o mercado estava extremamente ilíquido, apesar ter-se registrado o terceiro maior volume diário negociado no mercado de futuros de E-mini S&P 500, até então. Na análise, os autores avaliaram se os formadores de mercado podem ter se retirado do mercado como resultado de um acúmulo de perdas e/ou toxicidade de fluxo extraordinário. Através de uma medida de toxicidade (a métrica VPIN), desenvolvida por Easley, López de Prado e O'Hara (2010), conclui-se que o fluxo de pedidos se tornou cada vez mais tóxico ao longo do dia. Além disso, foi possível comprovar que o VPIN foi capaz de antecipar o colapso, funcionando como um aviso prévio de problemas de liquidez. Ao contrário do índice de volatilidade VIX, que ao invés de antecipar a falha, foi impactado por ela, o que é compreensível, uma vez que o VIX é um produto comercializado na bolsa e está sujeito às imperfeições do mercado, assim como os demais ativos.

Quando há uma maior participação de *traders* informados no mercado, o valor do VPIN tende a aumentar, uma vez que aqueles que possuem informação tendem a seguir em uma mesma direção no mercado, fazendo com que este se torne desequilibrado, pois os provedores de liquidez agirão no lado contrário do mercado. Isso fará com que os provedores incorram em perdas e, se a situação se mantiver, esses *traders* podem ser incentivados a desfazerem suas posições, deixando o mercado e possivelmente levando a uma quebra deste (EASLEY; PRADO; O'HARA, 2011a, 2012).

Easley, Prado e O'Hara (2012) argumentam que as estimativas da toxicidade do fluxo de pedidos têm várias aplicações imediatas. O rastreamento do VPIN permitiria aos formadores de mercado controlar seus riscos e permanecerem potencialmente ativos em mercados voláteis. Os reguladores e as bolsas poderiam usar o VPIN para monitorar as condições sob as quais a liquidez é fornecida e restringir proativamente a negociação ou impor controles de mercado se as condições se deteriorarem a ponto de a oferta de liquidez estar ameaçada. Ademais, há a possibilidade de sinalizar quando a provisão de liquidez está em risco e permitir interrupções no mercado, desacelerações das negociações ou outras ações regulatórias para evitar falhas. Além disso, o uso do VPIN poderia limitar o sucesso de algoritmos predatórios que tentam lucrar com uma falha no processo de provisão de liquidez. Os *traders* também podem usar medidas baseadas na métrica VPIN ao projetar algoritmos para controlar os riscos de execução.

Barbosa (2014) analisou o nível de toxicidade nos mercados futuros brasileiros do índice da Bovespa, da taxa de câmbio real-dólar e da taxa DI de um dia. A métrica utilizada foi o VPIN, no qual o autor testou três formas de classificar os negócios: o *tick-by-tick*, o *bulk volume* e a própria classificação da bolsa B³. Os resultados apontam que o mercado da taxa de juros DI de um dia era o mais tóxico, independentemente da classificação escolhida. O mercado futuro da taxa de câmbio real-dólar tornou-se altamente tóxico quando o governo passou a intervir diretamente sobre o câmbio. Para o índice Bovespa, o VPIN não se mostrou um bom preditor do retorno absoluto do volume de negociações subsequente.

Dado que em trabalhos anteriormente citados foram encontradas bolhas nos preços futuros de milho, espera-se que, após a identificação destas para o período analisado, o VPIN seja utilizado para verificar se a existência de um fluxo tóxico, causado por especuladores, pode estar correlacionada às grandes oscilações nos preços deste mercado.

2.4 ESTUDOS QUE EXPLORARAM A OCORRÊNCIA DE BOLHAS ESPECULATIVAS

Li *et al.* (2017) investigaram a formação de bolhas de preços nos mercados de *commodities* agrícolas na China e a relação destas com fatores macroeconômicos entre 2006 e 2014. As bolhas de preços foram identificadas usando o teste de raiz unitária recursiva *Supremum Augmented Dickey Fuller* Generalizado (GSADF). Além disso, um modelo de probabilidade, o Poisson inflado a zero (ZIP)¹², foi utilizado para analisar os fatores que

¹² A regressão de Poisson inflada a zero é usada para modelar dados de contagem com excesso de zeros. Além disso, a teoria sugere que os zeros em excesso são gerados por um processo separado dos valores de contagem e que os zeros em excesso podem ser modelados independentemente. Assim, o modelo ZIP tem duas partes, um modelo de contagem de Poisson e o modelo *logit* para prever zeros em excesso (LONG, 1997 *apud* UCLA, 2020).

contribuíram para a formação das bolhas. Os resultados identificaram bolhas especulativas na maioria dos mercados futuros de *commodities* agrícolas chinesas durante o período amostral. Embora a ocorrência das bolhas tenha sido pouco frequente, o crescimento econômico, a oferta de moeda e a inflação possuem efeitos positivos nas ocorrências de tais eventos. Também foi identificado que as taxas de juros possuem um efeito negativo na formação de eventos especulativos. Dentre todos os fatores macroeconômicos considerados, o crescimento econômico e a oferta de moeda foram aqueles com maior impacto no desencadeamento de bolhas.

Herrera e Perry (2001) testaram a existência de bolhas de preços em diversos ativos na América Latina entre 1980 e 2001, sobretudo nos preços das ações, através de testes de raiz unitária (RALS¹³) e de cointegração. Após identificarem períodos de bolha no preço das ações dos diferentes países examinados, buscaram compreender quais fatores influenciavam a ocorrência do fenômeno, focando no contraste entre as variáveis específicas do país e os fatores externos comuns. Dentre as variáveis específicas do país, consideraram o nível e a volatilidade do crescimento do crédito interno, a volatilidade do retorno dos ativos, os fluxos de capitais para cada país e os termos de troca. Como variáveis externas comuns, utilizaram o grau de supervalorização de ativos no mercado de ações e no mercado imobiliário nos EUA e o *spread* a prazo dos títulos do Tesouro dos EUA. Para compreender a relação entre as variáveis específicas e comuns a cada país, empregaram um modelo *logit* para um painel de cinco países da América Latina, de 1985 a 2001. Os resultados obtidos indicaram que a volatilidade do crédito doméstico e a volatilidade do retorno dos ativos afetaram positivamente a probabilidade de ocorrência de bolhas. Em relação às variáveis externas, quando as bolsas de valores dos EUA estão supervalorizadas, a probabilidade de ocorrência de bolhas nas bolsas de valores da América Latina diminui.

Kormaz *et al.* (2016) analisaram a existência de bolhas no mercado de crédito turco e o sucesso da política monetária do Banco Central da Turquia para evitar essas bolhas. Foram considerados empréstimos imobiliários mensais, no setor de crédito, para o período 1986 a 2014. Os testes SADF e GSADF foram empregados para identificar e definir as bolhas. Posteriormente, os fatores que afetam as bolhas de crédito foram investigados por meio de um modelo *logit*. Os autores concluíram que o índice de preços ao consumidor e as taxas de juros

¹³ O modelo “*Residuals-Augmented Least Squares*” (RALS), desenvolvido por Taylor e Peel (1998), serve como um fator auxiliar ao teste padrão ADF, a fim de atenuar a assimetria e curtose dos preços (HERRERA; PERRY, 2001).

têm efeitos negativos sobre as bolhas de crédito, enquanto o crédito total para o setor privado não financeiro e os saldos em conta corrente têm efeitos positivos sobre as bolhas de crédito.

Açik *et al.* (2018) buscaram determinar os fatores que influenciam a probabilidade de formação de bolhas de preços no Índice de Frete de Istambul (ISTFIX). As bolhas de preços foram determinadas pelo teste GSADF. Em seguida, os autores estimaram um modelo de regressão *logit* para identificar os fatores que afetavam a formação de bolhas entre 2011 e 2017. De acordo com os resultados, foram detectados 4 períodos de bolhas, com uma duração de 6 a 12 semanas. Os autores concluíram que a valorização do euro e o aumento no preço dos combustíveis aumentam a probabilidade de formação de bolhas, sendo o efeito marginal do euro substancialmente maior.

Wang e Chen (2019) analisaram a formação de bolhas nos mercados de ações para 22 países diferentes entre 2001 e 2018. Para identificar a presença de bolhas, os autores também utilizaram o teste GSADF, e identificaram três períodos de comportamento explosivo nos preços. Assim como Scheinkman e Xiong (2003), os autores consideraram as seguintes variáveis na análise: volume de negociação, volatilidade dos preços, taxa de crescimento da oferta monetária, taxa de juros de curto prazo, crescimento do crédito (como uma proporção do PIB), taxa de crescimento da reserva cambial e o crescimento do consumo pessoal. Na investigação do impacto dessas variáveis na ocorrência de bolhas no mercado de ações, foi utilizado um modelo *logit* em painel, e um modelo de inferência bayesiana (BMA) foi empregado para realizar a verificação de robustez. Os resultados obtidos indicaram que o volume de negociação e a volatilidade dos preços são determinantes para explicar a ocorrência de eventos explosivos nos preços. Além disso, a política monetária impulsionou as bolhas do mercado de capitais de maneira positiva e significativa, assim como o crédito é um determinante significativo de comportamentos explosivos.

Pode-se, portanto, verificar que os trabalhos que procuram explicar a ocorrência de bolhas especulativas em preços geralmente focam em mercados com relativa alta liquidez, utilizando modelos com variável dependente binárias (ou de contagem), e baseiam-se em variáveis macroeconômicas, como variáveis explicativas. Dito isto, o presente trabalho pretende preencher duas lacunas na literatura: explicar a ocorrência de bolhas especulativas em um mercado com liquidez relativamente baixa e relacionar tais eventos às variáveis obtidas a partir da alta frequência, conquistada nas negociações intradiárias.

3 METODOLOGIA

A metodologia utilizada será apresentada em três partes. Na primeira seção, será descrito o teste GSADF, desenvolvido por Phillips, Shi e Yu (2015), utilizado na identificação de bolhas. A segunda seção apresentará uma versão modificada da métrica VPIN, desenvolvida por Easley, O'Hara e Prado (2012), que tem por objetivo medir o nível de toxicidade nos mercados financeiros. Na terceira seção, serão apresentados os resultados da estimação do modelo *logit* binomial, que busca compreender a probabilidade da ocorrência de bolhas nos preços a partir de variáveis da microestrutura do mercado. A partir de tais métodos, será possível inferir qual a correlação entre tais eventos, caso estes venham a ocorrer no mercado de milho brasileiro.

3.1 TESTES PARA DETECTAR BOLHAS ESPECULATIVAS

Tendo como objetivo avaliar se a existência de períodos explosivos na série de preços do milho no mercado de futuros pode ser explicada pela existência de toxicidade, o primeiro passo é a identificação das bolhas. Quando longos períodos são analisados, geralmente são encontradas evidências de múltiplas bolhas nos preços dos ativos. Porém, dada a complexidade da estrutura não-linear do fenômeno das bolhas, a identificação econométrica de tais eventos enfrenta desafios maiores do que a de uma única bolha (PHILLIPS; SHI; YU, 2015).

Para superar tal dificuldade, Phillips, Shi e Yu (2015) desenvolveram um teste baseado no Supremum ADF (SADF), desenvolvido por Phillips, Wu e Yu (2011), o SADF generalizado (GSADF). Assim como o SADF, o novo procedimento se baseia em um teste ADF recursivo de cauda direita, com a diferença de que tanto o ponto inicial das sub amostras quanto o ponto final não são fixos, utilizando, por sua vez, janelas de tamanhos flexíveis. Com estas modificações, a análise para identificação de bolhas fica mais ampla.

De acordo com Phillips, Shi e Yu (2014), na literatura sobre comportamentos explosivos nos preços, há diversas formas de se definir a hipótese nula de presença de raiz unitária nas séries. Phillips, Wu e Yu (2011) definem a hipótese nula como:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim^{iid} (0, \sigma^2) \quad (6)$$

Onde y_{t-1} é uma série temporal diferenciada e ε_t é um componente aleatório independente identicamente distribuído (iid) com média 0 e variância σ^2 constante. Desta forma, Δy_t não possui média zero e y_t não possui tendência determinística. Por outro lado, Diba e Grossman (1988) definem a hipótese nula como:

$$y_t = \tilde{\alpha} + y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

Com um intercepto (constante) $\tilde{\alpha}$. Desta maneira, y_t possui um comportamento com tendência determinística quando $\tilde{\alpha} \neq 0$ sob a hipótese nula.

Em contrapartida, Phillips, Shi e Yu (2015) utilizam um modelo que liga as equações (6) e (7), em que testam a hipótese nula de que o seguinte processo é um passeio aleatório com uma constante fracamente significativa:

$$y_t = dT^{-\eta} + \theta y_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim^{iid}(0, \sigma^2), \theta = 1 \quad (8)$$

Em que d é uma constante, T é o tamanho da amostra e o parâmetro η é um componente de tendência determinística que controla a magnitude da tendência enquanto o tamanho da amostra se aproxima do infinito ($T \rightarrow \infty$).

Baseados na equação (8), os autores sugerem uma regressão do estilo ADF, utilizando janelas móveis, no qual a amostra da janela inicial da regressão começa a partir da r_1^a fração da amostra total (T) e termine na r_2^a fração da amostra, em que $r_2 = r_1 + r_w$ e $r_w > 0$ é o tamanho total da janela da regressão. O modelo de regressão pode então ser escrito como:

$$\Delta y_t = \hat{\alpha}_{r_1, r_2} + \hat{\beta}_{r_1, r_2} y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{\psi}_{r_1, r_2}^i \Delta y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (9)$$

Onde k é o número de lags. O número de observações na regressão é $T_w = [Tr_w]$ e a estatística ADF baseada na equação anterior é indicada por $ADF_{r_1}^{r_2}$.

Para Phillips, Shi e Yu (2014), existem diversas formas de se definir a hipótese alternativa dos testes de raiz unitária. São elas:

$$y_t = \delta y_{t-1} + \varepsilon_t, \delta > 1, \quad (10)$$

$$y_t = \tilde{\alpha} + \delta y_{t-1} + \varepsilon_t, \delta > 1, \quad (11)$$

$$y_t = \tilde{\alpha} + \gamma t + \delta y_{t-1} + \varepsilon_t, \delta > 1, \quad (12)$$

No modelo da equação (12), foi incluído um componente de tendência determinística γt . $\delta > 1$, que representa um coeficiente autoregressivo levemente explosivo.

A hipótese nula a ser testada dependerá do teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), descrito por Enders (2014). O teste ADF, proposto por Dickey e Fuller (1979 *apud* ENDERS, 2014), considera três equações diferentes de regressão que podem ser usadas para testar a presença de uma raiz unitária:

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (13)$$

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \alpha_2 t + \varepsilon_t \quad (15)$$

A diferença entre as três equações é a presença dos componentes determinísticos α_0 e $\alpha_2 t$. A equação (13) é um passeio aleatório puro, a equação (14) adiciona um intercepto, um componente de *drift*, e a equação (15) adiciona um componente de tendência linear em conjunto ao intercepto. O objetivo do teste ADF é testar o parâmetro $\gamma = 0$, ou seja, se há presença de raiz unitária na série. A partir de uma estimação de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), é possível inferir se os valores estimados permitem a rejeição ou não da hipótese nula de que $\gamma = 0$. Os valores críticos da estatística de teste dependem da especificação da equação testada e do tamanho da amostra.

O teste SADF, desenvolvido por Phillips, Wu e Yu (2011), consiste em repetidas estimações do modelo de teste ADF em uma sequência direta e de amostra expansível, em que o valor do teste é igual ao supremo da sequência estatística equivalente ao ADF. No caso do SADF, o tamanho da janela r_w expande de r_0 até 1, em que r_0 é a fração de menor tamanho da janela da amostra e 1 é a janela de maior fração (o tamanho total da amostra) na regressão. O ponto inicial da amostra r_1 é fixado em 0 e cada subamostra tem seu ponto final em r_w , que varia de r_0 a 1. A estatística ADF, para a amostra que vai de 0 a r_2 , é denotada por $ADF_0^{r_2}$. A estatística do teste é definida como:

$$SADF(r_0) = ADF_0^{r_2} \quad (16)$$

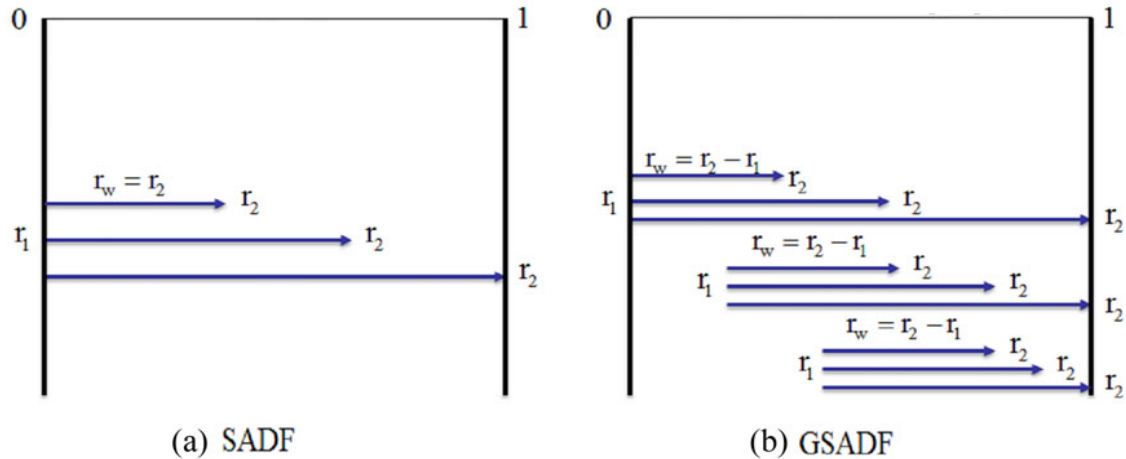
Porém, de acordo com Phillips, Shi e Yu (2015), o teste SADF tem seu poder de teste reduzido quando a amostra possui múltiplos períodos de comportamentos explosivos e colapsos, falhando em revelar a existência de bolhas. Sendo assim, o teste GSADF foi desenvolvido para contornar tais falhas, ao incluir sub amostras mais extensas. Além de variar o ponto final da amostra, o teste GSADF permite que o ponto de partida, r_1 , seja alterado dentre um intervalo viável, isto é, de 0 até $r_2 - r_0$. A estatística do teste é definida por:

$$GSADF(r_0) = \{ADF_{r_1}^{r_2}\} \quad (17)$$

A Figura 3 ilustra a comparação das sequências de amostras usadas nos procedimentos recursivos dos testes SADF e GSADF. Como pode ser observado, a diferença entre o teste SADF e GSADF consiste basicamente no início das janelas da amostra. No teste, o SADF r_1 é

fixo, enquanto no GSADF ele pode variar o início do período escolhido para o cálculo da estatística.

FIGURA 3 – As seqüências da amostra e a rolagem das janelas do teste SADF e do teste GSADF



Fonte: Phillips, Shi e Yu (2015)

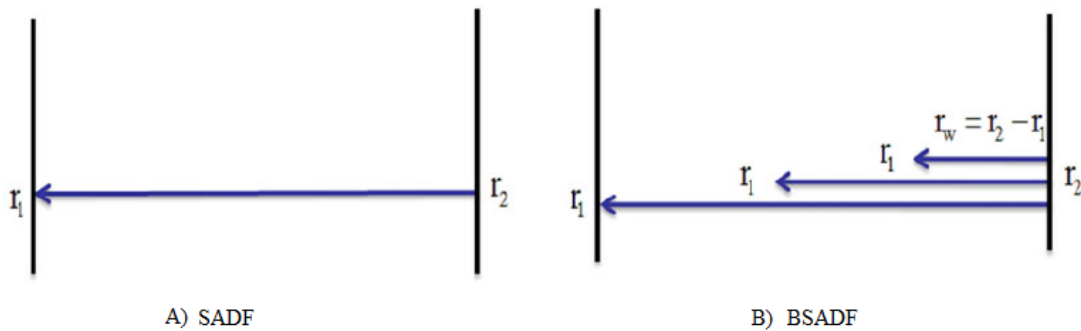
No caso em que há ocorrência de múltiplas bolhas, Phillips, Shi e Yu (2015) identificaram que o teste GSADF pode falhar na identificação das bolhas subsequentes à primeira. Uma vez que o objetivo da identificação das bolhas é *ex-ante* ao seu acontecimento, os autores sugerem a aplicação de um teste recursivo duplo, denominado BSADF (*Backward Supremum ADF*). A execução deste teste parte da expansão da amostra, em termos da seqüência temporal, a partir da última observação para a primeira. A estatística deste teste é definida como:

$$BSADF_{r_2}(r_0) = \{ADF_{r_1}^{r_2}\} \quad (18)$$

Phillips, Shi e Yu (2015) argumentam que o teste BSADF tem maior poder de detecção de bolhas, pois a subamostra que dá origem ao maior valor da estatística ADF pode não conter o mesmo processo de seleção dos dados em comparação à amostra completa. Assim sendo, tal abordagem foi utilizada no presente trabalho, pois resulta em uma maior flexibilidade na detecção de bolhas múltiplas.

A Figura 4 ilustra a comparação das seqüências de amostras usadas nos procedimentos recursivos dos testes SADF e BSADF.

FIGURA 4 – As seqüências da amostra e a rolagem das janelas do teste SADF e do teste BSADF



Fonte: Phillips, Shi e Yu (2015)

Assim, como no teste GSADF, a distribuição assintótica do teste BSADF depende do menor tamanho da janela r_0 . Portanto, seu tamanho deve ser definido de acordo com o tamanho total da amostra T . Se T tiver poucas observações, r_0 deverá ter um tamanho razoavelmente grande, para assegurar que haverá observações suficientes para que a estimação inicial seja adequada. Entretanto, se T for extenso, r_0 pode ser definido com o menor número de observações, de forma que possibilite que o teste não perca nenhuma oportunidade de detectar episódios explosivos precoces. Phillips, Shi e Yu (2015) utilizam uma regra para a escolha de r_0 , baseada em um limite inferior de 1% da amostra completa, que tem a forma funcional simples:

$$r_0 = 0.01 + \frac{1.8}{\sqrt{T}} \quad (19)$$

A partir das estimativas do teste BSADF, será considerado como um período de bolha quando a duração do comportamento explosivo nos preços possuir duração superior ao log de T . Dessa forma, será considerado que uma bolha foi detectada quando a hipótese nula, de que há estacionariedade na série, for rejeitada por três dias seguidos, ($h \geq 3$), ou seja, quando o valor calculado da estatística BSADF for superior ao valor crítico do teste, e o fim do período explosivo será dado quando a estatística do ADF regressivo for superior ao valor do teste BSADF.

Harvey *et al.* (2016) propõem que os valores críticos do teste utilizado sejam estimados através de simulações *wild bootstrap* para contornar problemas enfrentados pela metodologia proposta por Phillips, Wu e Yu (2011), uma vez que os testes SADF e BSADF podem ser superdimensionados para modelos com volatilidade não-estacionária e há possibilidades de se rejeitar de maneira espúria a hipótese nula de raiz unitária em favor da alternativa de comportamento explosivo. Segundo Harvey *et al.* (2016), o procedimento *wild bootstrap* é utilizado em detrimento à simulação por re-amostragem residual padrão, *bootstrap*, porque, ao contrário deste, o *wild bootstrap* pode replicar o padrão de heterocedasticidade presente nos choques.

3.2 PROBABILIDADE DE NEGÓCIO INFORMADO SINCRONIZADO POR VOLUME (VPIN)

Caso venham a ser detectadas bolhas nos preços, o fluxo de ordens intradiárias dos dias próximos ao período explosivo será analisado, de forma que se espera que estes apresentem alta toxicidade. O primeiro passo para calcular o VPIN é definir a classificação das negociações entre volume de compra e volume de venda. Esta distinção é importante, pois o nível de toxicidade tem grande probabilidade de estar correlacionado à sinalização do volume. Enquanto o nível geral de volume sinaliza a possível presença de novas informações, a direção do volume sinaliza suas implicações quanto à direção das mudanças de preço. Assim, quando há uma preponderância dos níveis de compra no volume de negociações, a toxicidade será influenciada por boas notícias, enquanto o aumento do nível de vendas pode sugerir a presença de más notícias.

Conforme Barbosa (2014), há três tipos de classificação comumente utilizadas: a classificação da própria bolsa de valores no Brasil a B^3 , a regra do *tick* e a classificação maciça por volume (*Bulk Volume*). A B^3 disponibiliza os dados de *negociação tick-by-tick* por milissegundos. A partir de novembro de 2011, os dados vêm sendo acompanhados do seu tipo de agressor, facilitando a classificação dos negócios. A regra do *tick*, descrita por Lee e Harvey (1991), infere a direção da negociação, comparando o seu preço com o preço da negociação prévia. Uma negociação é classificada como *tick* para cima e para baixo, se o preço for maior e menor, respectivamente, que o preço anterior. Quando não há mudança no preço, ocorre um *zero-tick*, e utiliza-se a última variação para a classificação da negociação. Neste caso, são classificadas como compra as negociações de *tick* para cima e como venda as negociações de *tick* para baixo.

Formalmente, segundo Barbosa (2014), seja $(P_i)_{i \in N}$ a série de preços dos negócios ocorridos no tempo t e $(P_k)_{k \in N}$ a série de preços dos negócios no tempo $t - 1$. Para cada $i \in N$, seja $j = \sup \sup \{k \in N; k < i \wedge \llbracket P_k \neq P_i \rrbracket\}$.

$P_i > P_j$: Classifica-se o negócio como agressão de compra;

$P_i < P_j$: Classifica-se o negócio como agressão de venda.

Segundo Easley, O'Hara e Prado (2012), a regra do *tick* pode classificar os negócios de forma equivocada quando se trata de mercados de alta frequência, uma vez que os *traders* podem negociar diversos contratos ao mesmo tempo ou submeter uma ordem de limite, em que o último preço negociado poderia se elevar. Adicionalmente, transformar ordens opulentas em diversas ordens menores (*order splitting*), cancelamentos de cotações, pedidos de ordens que chegam continuamente de forma desenfreada, além de um volume de negociações esmagador, é a norma do mercado de alta frequência.

A classificação por *bulk volume* reduz o efeito do *order splitting* ao agregar as negociações em pequenos espaços de tempo e utilizar a mudança de preço padronizada entre o início e o fim do intervalo para determinar a porcentagem de volume de compra e venda. É necessário, portanto, calcular o volume de compra e venda (V_τ^c e V_τ^v). Neste caso, existem duas classificações para a agregação das negociações, em barras por tempo ou barras por volume (EASLEY; O'HARA; PRADO, 2012). Seja:

Volume de agressão de compra:

$$V_\tau^c = \sum_{i=t(\tau-1)+1}^{t(\tau)} V_i * Z\left(\frac{P_i - P_{i-1}}{\sigma \Delta P}\right) \quad (20)$$

Volume de agressão de venda:

$$V_\tau^v = \sum_{i=t(\tau-1)+1}^{t(\tau)} V_i * \left[1 - Z\left(\frac{P_i - P_{i-1}}{\sigma \Delta P}\right)\right] \quad (21)$$

Em que $t(\tau)$ é o índice da última barra incluída no “*bucket*” volume τ , Z é a função de distribuição cumulativa da distribuição normal e $\sigma \Delta P$ é o desvio padrão estimado das mudanças de preço entre cada barra.

As ordens de negociação podem ser divididas em diversos *trades*, com o objetivo de reduzir o impacto de mercado. Uma única ordem pode produzir várias negociações, como, por exemplo: uma negociação de 5 contratos ao preço p , é tratada como 5 negociações diferentes ao preço p . Para cada período, o desequilíbrio comercial esperado é $E[|V_\tau^v - V_\tau^c|] \approx \alpha \mu$ e o

valor esperado do total de negociações é $E[V_\tau^c + V_\tau^v] = \alpha\mu + 2\varepsilon$, em que μ e ε representam a velocidade da taxa de chegada de informações de “traders” informados e desinformados, respectivamente, e α representa a probabilidade em que uma negociação baseada em informação pode ocorrer. Os dias de negociação, ao serem divididos igualmente em *volume buckets*, permitem que estes sejam utilizados como fonte de chegada de informações. Isto significa que $V_\tau^c + V_\tau^v$ é constante e igual a V (o volume dos *buckets*) para todo τ , aproximando o desequilíbrio comercial esperado à sua média por n “*buckets*” (EASLEY; O’HARA; PRADO, 2012):

$$VPIN = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + 2\varepsilon} \approx \frac{\sum_{\tau=1}^n |V_\tau^v - V_\tau^c|}{nV} \quad (22)$$

Dada a disponibilidade de dados de negócios fechados pela B³, a classificação utilizada neste trabalho foi fornecida pela B³. Dessa forma, a metodologia foi adaptada entre o *bulk volume* e a classificação de oferta da bolsa de valores.

Devido à diferença de volume e liquidez entre os contratos futuros de E-mini do S&P 500, negociados em Chicago, e os futuros de milho, negociados na bolsa nacional, o cálculo do VPIN, aqui utilizado, foi modificado para representar melhor a dinâmica de negociação da *commodity*. Para o cálculo do VPIN, o volume dos *buckets* (V) foi obtido a partir da divisão da média diária de negociações para o período total por 50, conforme sugerido por Easley, Prado e O’Hara (2015). Para que apenas informações intradiárias fossem consideradas, a métrica foi calculada levando-se em conta apenas os negócios do dia. Dessa forma, o VPIN foi calculado como uma métrica intradiária, a partir de uma janela móvel de 50 *buckets*. Para a obtenção de um VPIN diário, considerou-se a média diária dos valores resultantes da métrica.

3.3 MODELO LOGIT BINOMIAL

Utilizando a presença de bolhas como variável dependente Y_i , foi investigado, através de um modelo de regressão *logit* Binomial, a probabilidade de que episódios explosivos possam ser causados a partir de uma variação no preço médio, no volume de negociações, no risco assumido e no nível de toxicidade presente no mercado.

Modelos de regressão de escolha discreta ou de resposta qualitativa são assim definidos pois: a variável dependente é binária, tornando-os modelos de probabilidade linear (MPL). Isso se deve à expectativa condicional de Y_i poder ser interpretada como a probabilidade condicional de que um evento ocorra dadas as características de X_i , ou seja, $Pr(Y_i = 1 | X_i)$ (GUJARATI; PORTER, 2008).

De acordo com Greene (2003), um conjunto de fatores reunidos em um vetor x explicam as probabilidades de Y , sendo assim:

$$\begin{aligned} \text{Prob}(Y = 1 | x) &= F(x, \beta) \\ \text{Prob}(Y = 0 | x) &= 1 - F(x, \beta) \end{aligned} \quad (24)$$

O conjunto de parâmetros β reflete a variação causada na probabilidade dada uma mudança em x . Transformando (24) em uma regressão linear, obtém-se:

$$F(x, \beta) = x' \beta \quad (25)$$

Uma vez que $E[y | x] = F(x, \beta)$, obtém-se um modelo de regressão tal que:

$$y = E[y | x] + (y - E[y | x]) = x' \beta + \varepsilon \quad (26)$$

O modelo de probabilidade linear possui várias deficiências. Uma delas é que ε é heterocedástico, sendo dependente das variações em β . Posto que $x' \beta + \varepsilon$ deve ser igual a 0 ou 1, ε é igual a $-x' \beta$ ou a $1 - x' \beta$, com probabilidades de $1 - F$ e F , respectivamente. Dessa forma:

$$\text{Var}[\varepsilon | x] = x' \beta (1 - x' \beta) \quad (27)$$

Pode-se lidar com essa complicação com um estimador de mínimos quadrados generalizados factíveis (MQGF). O problema da heterocedasticidade é que não é possível ter certeza de que as previsões deste modelo serão realmente probabilidades. A fim de evitar probabilidades que não se restrinjam a 0 e 1, além de variâncias negativas, um novo modelo que é consistente com uma variável dependente binária passou a ser utilizado em detrimento dos modelos de regressão linear. Para um dado vetor, deseja-se:

$$\begin{aligned} \lim(x' \beta \rightarrow +\infty) \text{Prob}(Y = 1 | x) &= 1 \\ \lim(x' \beta \rightarrow -\infty) \text{Prob}(Y = 1 | x) &= 0 \end{aligned} \quad (28)$$

A distribuição logística tem sido utilizada em diversas aplicações devido sua fórmula matemática favorável e pode ser descrita como:

$$\text{Prob}(Y = 1 | x) = e(x' \beta) / (1 + e(x' \beta)) = \Lambda(x' \beta) \quad (29)$$

A distribuição logística se distingue da distribuição normal por suas caudas consideravelmente mais pesadas, se aproximando mais de uma distribuição t com sete graus de liberdade. Portanto, para valores intermediários de $x' \beta$, as duas distribuições tendem a fornecer probabilidades semelhantes.

Greene (2003) defende que existem razões práticas para favorecer uma ou outra em alguns casos por facilidade matemática, mas é difícil justificar a escolha de uma distribuição ou outra com base na teoria. Na maioria dos estudos, a escolha entre esses dois parece não fazer muita diferença. Apesar das diferenças nos resultados que se pode obter a partir de distribuições simétricas e assimétricas, as referências sobre como escolher são escassas.

Define-se a regressão do modelo de probabilidade como:

$$E[y | x] = 0[1 - F(x' \beta)] + 1[F(x' \beta)] = F(x' \beta) \quad (30)$$

Assim como em qualquer modelo de regressão não linear, independentemente da distribuição utilizada, os parâmetros do modelo *logit* não são necessariamente seus efeitos marginais. Para a distribuição logística:

$$\frac{d\Lambda(x' \beta)}{d(x' \beta)} = \frac{e^{x' \beta}}{(1 + e^{x' \beta})^2} = \Lambda(x' \beta)[1 - \Lambda(x' \beta)] \quad (31)$$

Portanto, no modelo de regressão *logit*:

$$(\partial E[y | x]) / \partial x = \Lambda(x' \beta)[1 - \Lambda(x' \beta)]\beta \quad (32)$$

3.4 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Na investigação da presença de bolhas especulativas e toxicidade no mercado futuro de milho brasileiro, utilizou-se o contrato futuro de milho com vencimento em setembro de 2019, devido à maior liquidez e volume negociado. Na tabela 1 abaixo, é possível observar o volume negociado entre 01 de julho de 2018 e 19 de novembro de 2019. Os dados diários foram coletados junto a um terminal da Bloomberg (2020), entre o período entre 01 de agosto de 2018 e 30 de agosto de 2019, resultando em 267 observações. Tal período abrange praticamente um ano de negociação do contrato com vencimento em setembro de 2019.

TABELA 1 – Quantidade de negócios por vencimento dos contratos em aberto entre 1 julho de 2018 e 19 novembro de 2019

Contratos	Negócios
CCMN18	228
CCMU18	123.948
CCMX18	98.309
CCMF19	74.174
CCMH19	112.300
CCMK19	155.484
CCMN19	30.371

Contratos	Negócios
CCMU19	315.114
CCMX19	196.982
CCMF20	56.999
CCMH20	31.405
CCMK20	9.898
CCMN20	225
CCMU20	10.460
Total Geral	1.215.897

Fonte: Elaborado pela autora

Enquanto os dados de alta frequência foram retirados do servidor de transferências de arquivos (FTP) da B³, o período analisado é o mesmo dos dados diários, por se tratar do mesmo vencimento. Nesse caso, os dados são intradiários e resultaram em 96.765 observações. Devido à disponibilidade, foram considerados apenas os negócios fechados, ou seja, não foram consideradas as ofertas neutras que entram no mercado e não fecharam com nenhuma oferta existente. No cálculo do tamanho do *bucket*, a média diária foi de aproximadamente 1.200 negócios realizados durante um único dia. Seguindo o tamanho padrão sugerido por Easley, Prado e O’Hara (2015), de uma janela móvel de 50 *buckets*, V (volume do “*bucket*”) foi definido como 24, divisão aproximada da média de negócios e o tamanho da janela móvel.

A fim de compreender os motivos pelos quais as bolhas ocorrem no mercado futuro de milho, estimou-se um modelo *logit* binomial. As variáveis consideradas a partir da literatura foram: o preço médio da série intradiária; o risco, determinado pelo desvio padrão dos preços intradiários; o volume diário, definido como o número de negociações e não de ordens; o “*spread*”, obtido pela diferença entre a maior oferta de compra (*bid*) e a menor oferta de venda (*ask*) de cada dia e, por fim, o VPIN diário, gerado a partir da média dos valores intradiários da métrica.

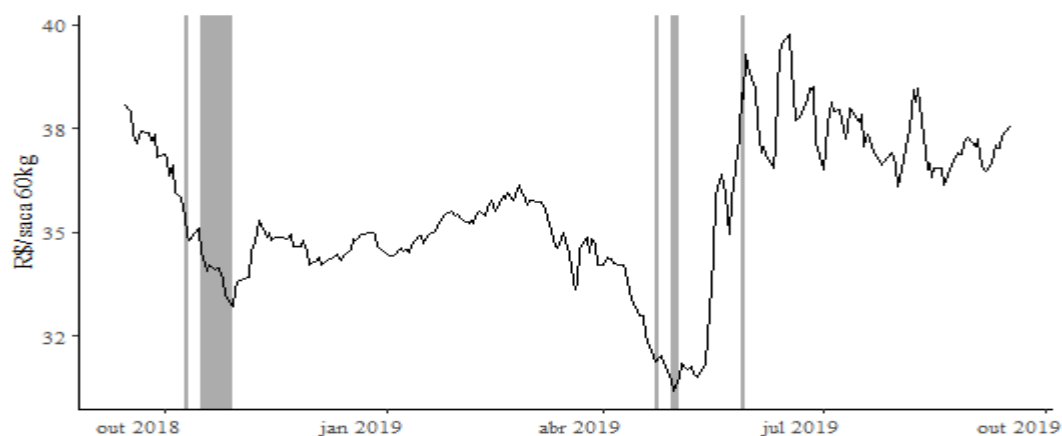
4 RESULTADOS

4.1 ANÁLISE DO TESTE BSADF PARA O MERCADO FUTURO DE MILHO

O teste BSADF foi realizado no logaritmo natural dos preços futuros de milho no mercado brasileiro. Seguindo a maior parte dos trabalhos da literatura na área, foi estimado um modelo apenas com constante e com número de defasagens, determinado de forma dinâmica a partir do critério de informação BIC (máximo de 10 *lags*). Os valores críticos do teste foram obtidos através de mil simulações *wild bootstrap*. O tamanho da janela r_0 mínima inicial do teste foi calculado seguindo a sugestão de Phillips, Shi e Yu (2015) e determinado como 32 dias. A hipótese nula do teste foi rejeitada ao nível de 5% de significância, indicando a presença de períodos de comportamento explosivo nos preços negociados no mercado futuro do milho do Brasil [$\sup(\text{BSADF}) = 1,87 > 1,25 = \text{BASADF}(95\%)$]. Os períodos de bolha foram identificados quando a hipótese nula de uma raiz unitária foi rejeitada em favor da hipótese alternativa de comportamento explosivo sempre que a sequência do teste BSADF foi maior que o valor crítico por um período igual ou superior a 3 dias.

Na figura 5 os períodos identificados como comportamentos explosivos foram destacados em cinza. Conforme destacado na tabela, o período cumulativo dos comportamentos explosivos no período investigado se deu entre os meses de outubro e novembro de 2018. Embora, se tenha observado quedas abruptas no preço entre os meses de abril, maio e julho de 2019, os fatores envolvidos nestas quedas parecem não ter desencadeado momentos atípicos, gerando apenas pequenos momentos de bolha.

FIGURA 5 – Resultado do teste BSADF para o mercado futuro de milho no Brasil



Fonte: Elaborado pela autora

No período de 01 de agosto de 2018 a 31 de agosto de 2019, foram identificadas bolhas especulativas em cinco períodos distintos, tal como destacado na Tabela 2 a seguir. Conforme observado nesta tabela, em apenas um período, o evento explosivo não teve duração suficiente para ser caracterizado como uma bolha. Os períodos de bolha também foram classificados como negativos ou positivos. Conforme Etienne, Irwin e Garcia (2014), uma bolha negativa (positiva) acontece quando o preço médio durante o período de comportamento explosivo for menor (maior) que o preço no início de tal período. Pode-se verificar que os períodos de bolha foram curtos, com apenas um deles se prolongando por mais de três dias. A maior variação absoluta de preços foi observada durante as bolhas mais longas, quando ocorreu uma queda de 3,7% no preço do milho futuro.

A Tabela 2 descreve os períodos de bolhas especulativas no preço do milho entre o período analisado. Nota-se que, embora a tabela tenha apresentado seis (6) períodos, o terceiro (3), que ocorreu no dia 20/03/2019, não pode ser considerado uma bolha, porque o evento ocorreu apenas em 1 dia. Já os demais períodos apresentaram bolhas com períodos iguais ou superiores há 3 dias. Três desses eventos foram considerados bolhas negativas: o primeiro, o segundo e quinto período analisado, havendo queda de - 1,7%, -3,7% e - 2,3%, consecutivamente. Os outros dois períodos (quarto e o sexto) apresentaram bolhas positivas, de + 0,3% e + 2,4%. No retorno do evento do comportamento explosivo, identificou-se duas quedas, no segundo (-1,2%) e no sexto (-1,1%) período, e uma alta de +1,1% no quinto período.

TABELA 2 – Descrição dos períodos de bolhas especulativas nos preços futuros do milho

			Duração (dias)	Tipo	Variação de preço	
	Início	Final			Início – Vale/Topo)	Vale/Topo – Final
1	09/10/2018	11/10/2018	3	Negativa	-1,7%	0,0%
2	16/10/2018	30/10/2018	11	Negativa	-3,7%	-1,2%
3	20/03/2019	20/03/2019	1	Não é bolha		
4	22/04/2019	24/04/2019	3	Positiva	+0,3%	0,0%
5	26/04/2019	02/05/2019	4	Negativa	-2,3%	+1,1%
6	28/05/2019	31/05/2019	4	Positiva	+2,4%	-1,1%

Fonte: Resultados do trabalho

Durante as primeiras bolhas, registradas em outubro de 2018, os preços do milho estavam se recuperando após três meses seguidos de recuo. De acordo com o Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada, neste período, os produtores haviam reduzido a oferta no mercado, na expectativa de preços maiores nas semanas seguinte, período de entressafra

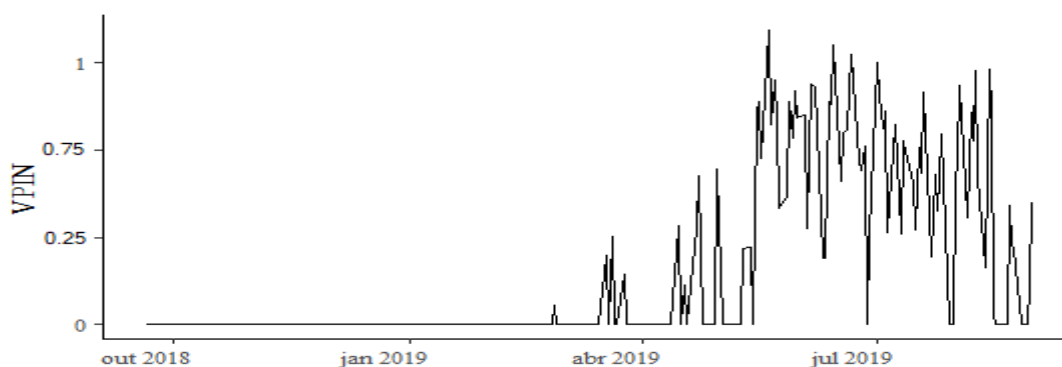
nacional, que se dá entre o fim da comercialização da safra de inverno e a colheita da safra de verão (CEPEA, 2018).

Já em abril de 2019, o preço do milho estava em forte queda, diante do aumento da produção e da quantidade de oferta em estoque. No entanto, na segunda quinzena de maio, diante da retração dos produtores, que objetivavam destinar os estoques às exportações devido à possibilidade de que as vendas externas seguissem aquecidas nos meses seguintes, houve uma forte pressão de alta nos preços. Já do lado da demanda, muitos agentes desabastecidos tiveram de aumentar os valores pagos para conseguir fechar negócios, que, por sua vez, se restringiram a pequenos lotes (CEPEA, 2019).

4.2 ANÁLISE DA TOXICIDADE NO FLUXO DE ORDENS DO MERCADO DE MILHO

Na figura 6, é possível analisar os valores calculados do VPIN para o mercado de milho do Brasil. A fim de evitar resultados enviesados, devido à pouca liquidez do mercado nos primeiros meses de negociação do contrato com vencimento para setembro de 2019, a metodologia do VPIN foi ajustada para que a métrica fosse calculada apenas nos dias em que um “*bucket*” completo fosse formado. Dessa forma, para todos os dias com menos de 1.200 negócios (média diária de *trades*), o valor do VPIN foi estabelecido como zero. Devido à característica de liquidação financeira dos contratos futuros de milho negociados na bolsa de valores nacional, o volume de negociações é extremamente baixo nos primeiros meses de negociação, dado que os demais contratos em aberto estão mais próximos do vencimento e geralmente atraem mais negócios.

FIGURA 6 – Cálculo do VPIN para o contrato futuro de milho com vencimento em setembro de 2019



Fonte: Elaborado pela autora

Como é possível observar na Figura 2, apenas nos meses mais próximos ao vencimento do contrato foi possível obter “*buckets*” diários completos para o cálculo do VPIN. Dessa forma, quanto mais líquido o contrato se torna, maior é o fluxo de informações. Dadas as diferentes características dos contratos futuros de milho negociados no Brasil e o futuro de S&P 500 (o ativo mais líquido do mundo), os valores do VPIN foram, em sua maioria, bastante elevados, demonstrando um certo desbalanço no livro de ordens.

A Tabela 3 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nas análises de detecção de bolhas, cálculo do VPIN e estimação do modelo *logit* binomial.

TABELA 3 – Estatísticas descritivas

Estatísticas	Preços diários de fechamento	Preços intradiários	VPIN	Risco	Volume	Spread
Mínimo	31,17	29	0	0,05	42	-24
Máximo	39,76	45	0,95	0,96	7.307	16,31
1° Quartil	34,63	35,90	0	0,09	266	-10,34
3° Quartil	37,41	37,92	0,72	0,18	1.830	0,35
Média	35,96	36,62	0,34	0,17	1.312	-5,34
Mediana	35,97	36,91	0	0,13	717	-5,11
Desvio Padrão	1,85	1,88	0,36	0,13	1.472,32	8,7
Assimetria	-0,34	-0,94	0,19	3	1,66	-0,08
Curtose	-0,45	0,72	-1,89	10,98	2,44	-0,45

Fonte: Elaborado pela autora

É possível observar que o desvio padrão do volume diário de *trades* é relativamente elevado, o que é natural, uma vez que, conforme o vencimento se aproxima, maior é o número de contratos negociados. Com exceção do risco, todas as demais variáveis apresentaram curtose inferiores a 3, o que indica a presença de caudas leves ou poucos valores extremos, apontando que em alguns momentos essas medidas apresentam *outliers*. Para os preços, as estatísticas de assimetria negativa significam que a série tem uma cauda esquerda mais longa (perdas extremas) do que a cauda direita (ganhos extremos). Isso indica uma frequência maior de períodos com maior queda do que de períodos com valorização das cotações. Já para a medida

de toxicidade, a assimetria positiva indica que há muitos períodos com elevação dos valores da métrica.

Nos 267 dias observados, 78 apresentaram toxicidade, isto é, a métrica do VPIN foi calculada devido ao maior volume negociado. Conforme a Tabela 3 supracitada, os valores do VPIN apresentaram um valor médio de 0,34, o qual se pode afirmar que foi influenciado pelo grande volume de dias em que a métrica foi zerada devido às poucas negociações. O valor máximo encontrado foi de 0,95, enquanto o 3º quartil foi de 0,72. Dessa forma, cerca de um quarto da amostra apresentou elevados níveis de toxicidades.

Porém, há que se ressaltar que os dados aqui utilizados apenas levaram em conta os negócios fechados e, portanto, a toxicidade parte da baixa liquidez oferecida aos formadores de mercado. Estes só podem mudar suas posições várias vezes ao dia caso haja liquidez suficiente, isto é, caso o alto volume de negociações esteja atrelado a uma boa profundidade de mercado. Do contrário, para que as negociações sejam fechadas, os provedores de liquidez podem estar sujeitos às seleções adversas, negociando a preços que não correspondam aos valores fundamentais do ativo comercializado fisicamente. Uma vez que os mercados financeiros são utilizados para protegerem posições no mercado à vista, um fluxo de ordens tóxico poderia influenciar nas tomadas de decisões dos participantes desse mercado e não somente nas negociações dos contratos futuros.

4.3 LOGIT BINOMIAL

"Essencialmente o que estamos querendo obter ao estimar os coeficientes do modelo *logit* é produzir um conjunto de estimativas de probabilidade" (BRASIL, 20021), assim podemos identificar, dadas as variáveis independentes analisadas, a probabilidade de ocorrência de bolhas. O alto nível de predição dos modelos e a significância dos parâmetros indicam uma relação causal entre o nível de toxicidade, o preço, o risco e o *spread* das ofertas dos contratos futuros de milho.

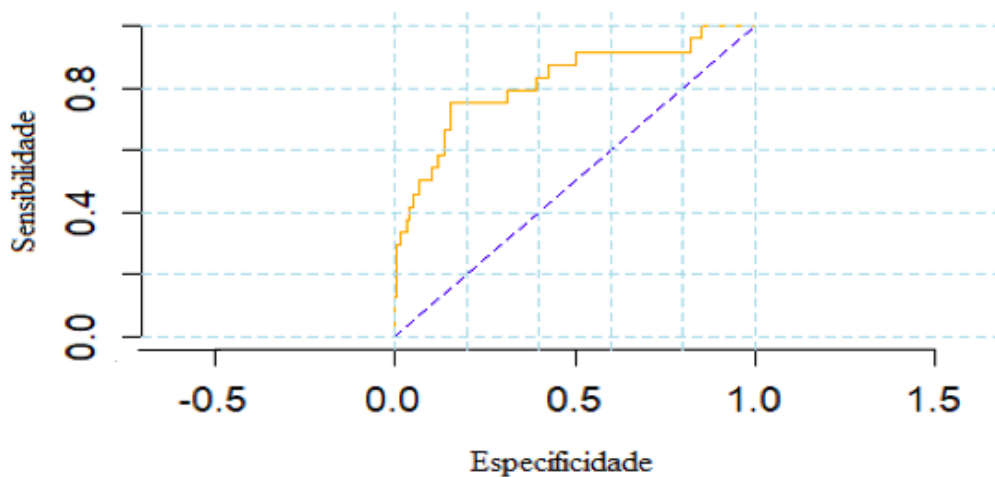
De acordo com essa alusão, tomando a presença de bolhas como a variável dependente $[Y | x]$, uma análise *logit* binomial foi empregada a fim de encontrar os determinantes das bolhas no mercado futuro de milho brasileiro para os contratos com vencimento em setembro de 2019. Por uma questão de escala, as variáveis VPIN e risco foram multiplicadas por 100, a fim de facilitar a interpretação dos resultados. Além disso, testou-se a métrica com uma e cinco defasagens (*lags*), com o objetivo de compreender se a presença de toxicidade no mercado antecipa o surgimento de bolhas. Considera-se que o modelo apresentou um bom ajustamento, uma vez que o coeficiente de determinação (R^2) apresentou valor maior que zero (0,237). Com

um p-valor próximo de zero no teste desenvolvido por Shapiro-Wilk (1965), constatou-se que os resíduos da regressão não eram normais, uma característica comum entre os modelos binários, que usualmente possuem distribuições mais leptocúrticas.

Através de uma análise do fator de inflação da variância (FIV), não foi constatada multicolineariedade na série, uma vez que os parâmetros eram fracamente correlacionados, com FIV abaixo de 5. O FIV pode ser compreendido como a velocidade em que as variâncias e covariâncias das variáveis aumentam. Gujarati e Porter (2008) indicam que a multicolineariedade infla a variância de um estimador e que tal fenômeno pode ser medido pelo FIV.

Por se tratar de um modelo com respostas binárias, uma curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) foi construída a fim determinar o quanto o modelo foi capaz de classificar corretamente a presença ou não de bolhas no mercado futuro de milho. A reta diagonal indica uma classificação aleatória. Dessa forma, o quão mais distante desta, maior é o ajustamento do modelo na detecção da presença de bolhas. Conforme a Figura 7 a seguir, o modelo foi capaz de distinguir com boa precisão os verdadeiros positivos (presença de bolhas) dos falsos positivos.

FIGURA 7 – Curva Receiver Operating Characteristic (ROC)



Fonte: Elaborado pela autora

Através do teste de identificação de heterocedasticidade nos resíduos da regressão, desenvolvido por Breusch e Pagan (1979) (teste Breusch-Pagan), atestou-se que os resíduos não eram homocedásticos. Diante disso, um modelo *logit* robusto foi estimado, utilizando-se o estimador de White, em que a matriz de covariância dos erros é determinada por $\sigma^2(X'X)^{-1}$,

sendo X a matriz de variáveis explicativas do modelo. Os coeficientes obtidos a partir das regressões estimadas são apresentados na Tabela 4.

Nota-se que, embora os coeficientes tenham sido os mesmos, os resultados encontrados no *logit* binominal e robusto, o qual considera uma matriz de covariância mais sensível, apontou diferença entre os níveis de significância das variáveis apresentadas na Tabela 4, quando comparadas aos níveis anteriores.

TABELA 4 – Resultados das estimações dos modelos *logit* binomial original e robusto

Variáveis	Logit		Logit Robusto	
	Coefficiente	Desvio Padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
Intercepto	25,0404 ***	-6,1742	25,0404 ***	-7,8769
Preço Médio	-0,8440 ***	-0,1886	-0,8440 ***	-0,2363
Risco	4,0802 ***	-1,4633	4,0802 ***	-1,4109
Volume	-0,0002	-0,0003	-0,0002	-0,0003
VPIN 1	0,0465 **	-0,0229	0,0465 ***	-0,0167
VPIN 5	0,0306	-0,0214	0,0306 *	-0,0184
Spread	-0,1036 ***	-0,0344	-0,1036 ***	-0,0328
AIC	130,9928			
BIC	154,8116			
Log Likelihood	-58,4964			
Desvios	116,9928			
Num. obs.	222			

Fonte: Elaborado pela autora. Obs: *** valor $p < 0,01$; ** valor $p < 0,05$; * valor $p < 0,1$.

No modelo robusto, apenas a variável volume não foi significativa, porém, conforme Johnson (2008) demonstra, o volume de negociações não é necessariamente uma medida de liquidez no mercado. Ao nível de 1% de significância, tanto o VPIN (1), com uma defasagem, quanto o VPIN (5), com cinco defasagens, foram significativos, indicando que uma variação na toxicidade do mercado afeta a formação de bolhas. Uma vez que, diferentemente dos modelos de regressão linear, nos modelos de resposta qualitativa os coeficientes não são diretamente interpretáveis, estimou-se os efeitos marginais de cada variável, conforme apresentado na Tabela 5.

TABELA 5 – Efeitos Marginais na média do modelo logit binomial robusto

Variáveis	Efeitos Marginais	Erro Padrão	Estatística Z	valor P
Preço Médio	-0,0656 ***	0,0134	-4,9028	0
Risco	0,3172 ***	0,1092	2,9047	0,0037
Spread	-0,0081 ***	0,0026	-3,094	0,002
Volume	0	0	-0,6616	0,5082
VPIN 1	0,0036 **	0,0018	2,0635	0,0391
VPIN 5	0,0024	0,0017	1,44	0,1499

Fonte: Elaborado pelo autor. *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,1$.

De acordo com o valor p de cada coeficiente, as variáveis volume e VPIN com 5 *lags* não apresentaram significância estatística aos níveis de significância usuais. Diante do sinal negativo da variável preço médio, compreende-se que, no período abrangido, as bolhas que se formaram apresentavam-se, em sua maior parte, com preços em níveis relativamente baixos, conforme pode ser constatado na Figura 7.

Os resultados apontam que o aumento de 1 unidade de risco, a partir do seu ponto médio e considerando tudo o mais constante, incrementaria 31,72 pontos percentuais (p.p) na probabilidade de ocorrerem bolhas no mercado futuro de milho, indicando que quanto maior a variância nos preços, maiores são as chances de eventos explosivos ocorrerem. O aumento de 1 unidade no *spread* reduz em 0,8 p.p. as chances de bolhas.

O aumento do nível de toxicidade em 1 unidade, em um determinado dia, provoca o aumento de 0,36 p.p na probabilidade de comportamento explosivo nos preços no dia seguinte. Dessa forma, quando o fluxo de agentes informados causa um desbalanço no mercado, gerando perda para os provedores de liquidez e, conseqüentemente, tornando o livro de ordens tóxico, existe a possibilidade de bolhas se formarem no mercado futuro de milho nacional no dia seguinte.

Para analisar o poder preditivo do modelo, construiu-se uma tabela de classificação. Dos 25 dias com episódios explosivos, o modelo foi capaz de classificar corretamente como verdadeiro positivo 18 deles. Entre os verdadeiros negativos, ou seja, nos dias em que nenhuma bolha ocorreu, 197 foram classificados corretamente, ante um único falso positivo. Sendo assim, o percentual de classificação do modelo foi de aproximadamente 91,44%. O percentual de cada classificação é especificado na tabela 6 abaixo:

TABELA 6 – Percentual de classificação binária

Percentual de Classificação	
TFP	8.37%
TVP	85.71%
TFN	14.29%
TVN	91.63%

Fonte: Elaborado pelo autor. TFP (Taxa de Falso Positivo); TVP (Taxa de Verdadeiro Positivo); TFN (Taxa de Falsa Negativo); TVN (Taxa de Verdadeiro Negativo).

No percentual de classificação binária, foi possível identificar que as indicações com relação a taxa de positividade de eventos apresentaram 85,71% de taxa de verdadeiro positivo, com uma margem de 14,29% de falsos negativos. Já com relação aos eventos verdadeiros negativos, o acerto foi de 91,63%, em contrapartida de 8,37% de falso positivo.

Isso indica que o modelo preditivo se apresenta eficiente para tomadas de decisões e reconhecimento de possíveis bolhas. Castro e Rossi Junior (2000) apontam que os modelos preditivos são fundamentais para reconhecimento e atuação eficientes dentro do agronegócio.

Observa-se ainda que o modelo preditivo tem como principal objetivo “detectar problemas em instituições [...], possibilitando a instituição supervisora a tomada de medidas corretivas que evitem a falência ou pelo menos reduzam o seu custo” (BRASIL, 2001). Desta forma, esse estudo confirma a capacidade do *logit* em atuar como uma ferramenta eficaz dentro das variáveis pré-estabelecidas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante da grande relevância do milho para o agronegócio brasileiro, é de grande importância, para os diversos participantes do mercado, a compreensão das causas da existência de bolhas, pois a eficiência das estratégias de proteção pode ser afetada. Distorções no mercado, como a seleção adversa por parte dos provedores de liquidez, também têm um impacto significativo, pois os agentes buscam negociar nos mercados mais líquidos e onde a descoberta de preços é melhor.

É importante destacar que estudos que buscam compreender a existência de bolhas nos mercados futuros de *commodities* ainda são escassos. A necessidade de investigar essa questão mais a fundo vem dos recentes estudos que apontaram comportamentos explosivos nos preços do milho e outras *commodities*. Uma vez que o setor agropecuário desempenha papel importante na economia do país, esse trabalho buscou compreender quais variáveis eram determinantes na formação de bolhas.

Através do teste BSADF, pôde-se concluir que existem evidências de movimentos especulativos nos preços do mercado futuro de milho brasileiro, visto que cinco períodos com comportamentos explosivos nos preços foram identificados. Dois deles ocorreram em outubro de 2018 e os demais, entre abril e maio de 2019. De acordo com o CEPEA, (2019) a expectativa de uma grande safra fez com que os preços fossem pressionados para baixo, em resposta à expectativa de excesso de oferta. Tal movimento só foi revertido na segunda quinzena de maio, quando os produtores passaram a direcionar grande parte da produção para a exportação.

Respeitadas as diferenças dos contratos futuros de S&P, utilizados na metodologia original, desenvolvida por Easley, O'Hara e Prado (2015), e os contratos futuros de milho, aqui utilizados, apenas nos meses próximos ao vencimento foi possível obter “*buckets*” completos para o cálculo do VPIN. Dessa forma, quanto mais líquido o contrato se torna, maior é o fluxo de informações. Conforme esperado, os valores do VPIN se elevaram em períodos próximos ao colapso de bolhas.

A estimação do modelo *logit* possibilitou compreender alguns fatores que determinam a possibilidade de bolhas racionais periodicamente colapsarem no mercado de milho. O modelo apresentou um bom poder de classificação, isto é, cerca de 91% das bolhas foram detectadas na regressão. Com 5% de significância, as variáveis VPIN, risco e “*spread*” rejeitaram a hipótese nula de que não impactariam na formação de bolhas. Dentre as variáveis intradiárias investigadas, apenas o volume não foi estatisticamente significativo, mas há que se recordar que volume não é necessariamente uma medida de liquidez no mercado. Através da análise de

efeitos marginais na média, constatou-se que aumentos na toxicidade do mercado e na volatilidade levam ao surgimento de bolhas nesse mercado.

O cálculo do VPIN, com uma defasagem, demonstrou que a métrica é capaz de antecipar os movimentos de preços que fujam dos valores fundamentais e pronunciar a formação de uma bolha antes de seu colapso. Diante do exposto, os resultados obtidos podem auxiliar os agentes do mercado, sejam os produtores, as grandes indústrias alimentícias ou os órgãos reguladores, a aumentarem a eficiência na tomada de decisões, uma vez que os riscos são conhecidos.

Diante da escassez de trabalhos relacionados ao tema, esse trabalho buscou compreender os fatores que determinam o surgimento de bolhas no mercado futuro de milho brasileiro. Desta forma, este estudo analisou as bolhas especulativas e toxicidade no mercado futuro de milho brasileiro, demonstrando que a toxicidade, mesmo que não sozinha, pode ser apontada como responsável pelos movimentos explosivos nos preços.

Para estudos complementares, sugere-se a estimação dos testes para um maior número de vencimentos de contratos futuros de milho, mesmo que estes sejam menos líquidos, principalmente ao se analisar comportamentos atípicos no mercado físico, que possam ter, de alguma maneira, incrementado as incertezas ao longo da vigência de um ou mais contratos abertos. Além disso, para compreender a relação das variáveis intradiárias com comportamentos explosivos nos mercados de futuros de *commodities* como um todo, indica-se a estimação para os demais contratos disponíveis, não só no Brasil, mas nos demais países que desempenham papel importante na produção dessas. Dessa forma, entende-se que uma análise mais detalhada da toxicidade em mercados mais ilíquidos permita que esta seja mais bem compreendida pelos agentes que ali atuam.

REFERÊNCIAS

- ABAD, D.; YAGÜE, J. From PIN to VPIN: An introduction to order flow toxicity. **The Spanish Review of Financial Economics**, v. 10, n. 2, p. 74-83, 2012.
- ADONZIO, W.; ROYALES, S. Impact of the drought on corn exports: paying the price. **Bureau of Labor Statistics**, v. 1, n.17, p. 1-7, 2012.
- ARAÚJO-FILHO, O. A. **Co-integração e causalidade na política de garantia de preços mínimos e preços agrícolas: o caso do milho no Brasil**. 2005. 185f. Dissertação (Mestrado em Economia Rural) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, 2005.
- BOLSA, BRASIL, BALCÃO (B³). **Estatísticas**. 2019. Disponível em: http://www.b3.com.br/pt_br/marketdataeindices/servicosdedados/marketdata/consultas/mercado-de-derivativos/resumo-das-operacoes/estatisticas/. Acesso em: 11 set. 2019.
- BARBOSA, D. A. de B. L. **Toxicidade no Mercado Brasileiro**. 2014. Dissertação (Mestrado em Matemática) – Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada, Rio de Janeiro, RJ. 2014.
- BLANCHARD, O. J.; WATSON, M. W. **Bubbles, rational expectations and financial markets**. Cambridge, Massachusetts: National Bureau of economic research Cambridge, 1982.
- BLOOMBERG. **Terminal histórico de dados**. 2018. Disponível em: <https://www.bloomberg.com.br/produto/dados-de-mercado/>. Acesso em: 16 dez. 2021.
- BROGAARD, J. *et al.* **High frequency trading and its impact on market quality**. Chicago: Northwestern University Kellogg School of Management Working Paper, 2010.
- BROOKS, C., PROKOPCZUK, M., WU, Y. Booms and busts in commodity markets: bubbles or fundamentals? **Journal of Futures Markets**, v. 35, n. 10, p. 916-938, 2015.
- CALDARELLI, C. E.; BACCHI, M. R. P. Fatores de influência no preço do milho no Brasil. **Revista Nova Economia**, v. 22, p. 141-164, 2012.
- CARNEIRO, H. **Comida e Sociedade: Uma História da Alimentação**. 7ª reimp. Rio de Janeiro: Elsevier Brasil, 2003.
- CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA). **Milho/CEPEA: depois de cair por quase três meses, preço sobe em algumas regiões**. Diárias de Mercado, Piracicaba, 12 nov. 2018. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/diarias-de-mercado/milho-cepea-depois-de-cair-por-quase-tres-meses-preco-sobe-em-algumas-regioes.aspx>. Acesso em: 11 set. 2019.
- CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA). **Milho/CEPEA: Restrição vendedora sustenta preço**. Diárias de Mercado, Piracicaba, 17 dez. 2018. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/diarias-de-mercado/milho-cepea-restricao-vendedora-sustenta-preco.aspx>. Acesso em: 11 set. 2019.
- CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA). **Milho/CEPEA: Possível maior oferta pressiona valores internos**. Diárias de Mercado, Piracicaba, 18 mar. 2019. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/diarias-de-mercado/milho-cepea-possivel-maior-oferta-pressiona-valores-internos.aspx>.

mercado/milho-cepea-possivel-maior-oferta-pressiona-valores-internos.aspx. Acesso em: 11 set. 2019.

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA). **Milho/CEPEA: Produção é novamente reajustada e disponibilidade pode atingir novo recorde.** Diárias de Mercado, Piracicaba, 15 abr. 2019. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/diarias-de-mercado/milho-cepea-possivel-maior-oferta-pressiona-valores-internos.aspx>. Acesso em: 11 set. 2019.

COMMODITY FUTURES TRADING COMMISSION (CFTC); SECURITIES AND EXCHANGE COMMISSION (SEC). Findings regarding the market events of May 6, 2010. *In: Report of the Staffs of the CFTC and SEC to the Joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues*, 2010.

CHANG, C; MCALEER, M; TANSUCHAT, R. Analyzing and forecasting volatility spillovers, asymmetries and hedging in major oil markets. **Energy Economics**, v. 32, n. 6, p. 1445-1455, 2010.

CHICAGO MERCANTILE EXCHANGE (CME). **Corn Volume.** 2019. Disponível em: https://www.cmegroup.com/trading/agricultural/grainandoilseed/corn_quotes_volume_voi.html#tradeDate=20190614. Acesso em: 11 set. 2019.

CONAB. **Grãos – Série Histórica.** 2018. Disponível em: <https://portaldeinformacoes.conab.gov.br/index.php/safra-serie-historica-dashboard>. Acesso em: 11 set. 2019.

CRUZ JR., J. C. *et al.* The effect of Brazilian corn and soybean crop expansion on price and volatility transmission. *In: Agricultural and applied economics association.* Annual Meeting, July 31-August 2, Boston, Massachusetts, 2016.

CULP, C. L. The Social Functions of Financial Derivatives. *In: KOLB, R. W.; OVERDAHL, J. A. Financial Derivatives: Pricing and Risk Management.* Hoboken, Nova Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2010. p. 57-71.

DE MORAES, G. I. Descoberta de preço e cointegração entre preços físicos e mercados futuros para boi gordo: o caso de Itapetinga/BA. **Revista Ciências Administrativas**, v. 17, n. 2, p. 514-542, maio/ago. 2011.

DIBA, B. T.; GROSSMAN, H. I. Explosive rational bubbles in stock prices? **The American Economic Review**, v. 78, n. 3, p. 520–530, 1988.

EASLEY, D, *et al.* Liquidity, information, and infrequently traded stocks. **The Journal of Finance**, v. 51, n. 4, p. 1405-1436, 1996.

EASLEY, D, *et al.* Time-varying arrival rates of informed and uninformed trades. **Journal of Financial Econometrics**, v. 6, n. 2, p. 171-207, 2008.

EASLEY, D; PRADO, M. M. L.; O'HARA, M. The microstructure of the flash crash: Flow toxicity, liquidity crashes and the probability of informed trading. **Journal of Portfolio Management**, v. 37, n. 2, p. 118-128, 2011a.

EASLEY, D.; PRADO, M. M L.; O'HARA, M. Flow toxicity and liquidity in a high-frequency world. **The Review of Financial Studies**, v. 25, n. 5, p. 1457-1493, 2012.

ENGLE, R. F.; KRONER, K. F. Multivariate simultaneous generalized ARCH. **Econometric theory**, v. 11, n. 1, p. 122-150, 1995.

ETIENNE, X. L.; IRWIN, S. H.; GARCIA, P. Bubbles in food commodity markets: Four decades of evidence. **Journal of International Money and Finance**, Elsevier, v. 42, p. 129–155, 2014.

EVANS, G. W. Pitfalls in testing for explosive bubbles in asset prices. **The American Economic Review, JSTOR**, v. 81, n. 4, p. 922–930, 1991.

FLOOD, R. P.; GARBER, P. M. Market fundamentals versus price-level bubbles: the first tests. **Journal of political economy**, v. 88, n. 4, p. 745-770, 1980.

GUTIERREZ, L. Speculative bubbles in agricultural commodity markets. **European Review of Agricultural Economics**, Oxford University Press, v. 40, n. 2, p. 217–238, 2012.

JOHNSON, T. C. Volume, liquidity, and liquidity risk. **Journal of Financial Economics**, v. 87, n. 2, p.388-417, 2008.

HARVEY, D. I; LEYBOURNE, S. J.; Sollis, R.; Taylor, R. Tests for explosive financial bubbles in the presence of non-stationary volatility. **Journal of Empirical Finance**, v. 38, p. 548-574, 2016.

HIERONYMUS, T. A. **Economics of futures trading for commercial and personal profit**. Chicago: Commodity Research Bureau, p. 95–106, 1977.

JANZEN, J. P.; ADJEMIAN, M. K. Estimating the location of world wheat price discovery. **American Journal of Agricultural Economics**, v. 99, n. 5, p. 1188-1207, 2017.2016.

KISTLER, L. *et al.* Multiproxy evidence highlights a complex evolutionary legacy of maize in South America. **Science**, v. 362, n. 6420, p. 1309-1313, 2018.

KOLB, R. W.; OVERDAHL, J. A. **Financial derivatives**. Nova Jersey: John Wiley & Sons, 2003.

KORKMAZ, Ö. ERER, E.; ERER, D. The factors affecting credit bubbles: The case of Turkey. **Financial Studies**, v. 20, n. 1, p. 37-53, 2016.

LEE, C. M.; READY, M. J. Inferring trade direction from intraday data. **The Journal of Finance**, v. 46, n. 2, p. 733-746, 1991.

LI, J. *et al.* Commodity price bubbles and macroeconomics: evidence from the Chinese agricultural markets. **Agricultural economics**, v. 48, n. 6, p. 755-768, 2017.

LONG, J. S. Regression models for categorical and limited dependent variables (Vol. 7). **Advanced quantitative techniques in the social sciences**. Indiana, USA: SAGE, 1997.

MADHAVAN, A. Exchange-traded funds, market structure, and the flash crash. **Financial Analysts Journal**, v. 68, n. 4, p. 20-35, 2012.

MATTOS, F. L.; SILVEIRA, R. L. The effects of Brazilian second (winter) corn crop on price seasonality, basis behavior and integration to international market. *In: Proceedings of the NCR-134 Conference on Applied Commodity Price Analysis, Forecasting, and Market Risk Management. St. Louis, MO. [s.n.], 2015.* Disponível em: http://www.farmdoc.illinois.edu/nccc134/conf_2015/pdf/Mattos_Silveira_NCCC_134_2015.pdf. Acesso em: 11 set. 2019.

MINISTÉRIO DA INDÚSTRIA, COMÉRCIO EXTERIOR E SERVIÇOS (MDIC). (2020). Disponível em: <http://www.mdic.gov.br/index.php/comercio-exterior/estatisticas-de-comercio-exterior/balanca-comercial-brasileira-acumulado-do-ano> . Acesso em: 11 set. 2019.

NG, A. Volatility spillover effects from Japan and the US to the Pacific–Basin. **Journal of international money and finance**, v. 19, n. 2, p. 207-233, 2000.

OLIVEIRA, A. L. R. A logística do agronegócio: para além do apagão logístico. *In: BUAINAIN, A. M.; ALVES, E.; SILVEIRA, J. M. da.; NAVARRO, Z. (Orgs.). O mundo rural no Brasil do século 21: a formação de um novo padrão agrário e agrícola.* Brasília: Embrapa, 2014. pp. 337-370.

PHILLIPS, P. C. B.; SHI, S.; YU, J. Specification sensitivity in right-tailed unit root testing for explosive behaviour. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 76, n. 3, p. 315-333, 2014.

PHILLIPS, P. C.; SHI, S.; YU, J. Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the s&p 500. **International Economic Review**, Wiley Online Library, v. 56, n. 4, p. 1043–1078, 2015.

PHILLIPS, P. C.; WU, Y.; YU, J. Explosive behavior in the 1990s nasdaq: When did exuberance escalate asset values? **International economic review**, Wiley Online Library, v. 52, n. 1, p. 201–226, 2011.

RANIRO, L. R. **Descoberta de preços e especulação no mercado de milho brasileiro.** 2018. 44f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba, SP, 2018.

SILVA, V. A.; DE MATTOS, L. B.; COELHO, A. B. Análise da Influência do Mercado Financeiro sobre o Mercado Futuro Agropecuário no Brasil. **Revista de Economia**, v. 40, n. 2, 2014.

SILVA, P. F. B. **Análise de bolhas especulativas no mercado futuro brasileiro de commodities agropecuárias.** 2018. 44f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba, SP, 2018.

STIGLITZ, J. E. Symposium on bubbles. **Journal of Economic Perspectives**, v. 4, n. 2, p. 13–18, 1990.

TRUJILLO-BARRERA, A.; MALLORY, M.; GARCIA, P. Volatility spillovers in US crude oil, ethanol, and corn futures markets. **Journal of Agricultural and Resource Economics**, p. 247-262, 2012.

UDRY, C. V.; DUARTE, W. **Uma história brasileira do milho: o valor dos recursos genéticos**. Brasília: Paralelo 15, 2000.

XIAO, L.; DHESI, G. Volatility spillover and time-varying conditional correlation between the European and US stock markets. **Global Economy and Finance Journal**, v. 3, n. 2, p. 148-164, 2010.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE (USDA). **Foreign Agricultural Service**. 2001. Disponível em: <https://downloads.usda.library.cornell.edu/usda-esmis/files/zs25x844t/f7623c94w/df65v826q/grain-market-01-01-2001.pdf>. Acesso em: 11 set. 2019.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE (USDA). **Foreign Agricultural Service**. 2019. Disponível em: <https://apps.fas.usda.gov/psdonline/app/index.html#/app/advQuery> . Acesso em: 11 set. 2019.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE (USDA). **Foreign Agricultural Service**. 2020. Disponível em: <https://apps.fas.usda.gov/psdonline/circulars/grain-corn-coarsegrains.pdf>. Acesso em: 11 set. 2019.

WORLD BANK. 2020. Disponível em: <https://www.worldbank.org/en/country/china/overview>. Acesso em: 11 set. 2019.