

O IMPACTO DA TOXICIDADE DOS FLUXOS DE ORDENS SOBRE A LIQUIDEZ DOS CONTRATOS FUTUROS DE DI E DÓLAR COMERCIAL

JOÃO EDUARDO RIBEIRO

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

LAISE FERRAZ CORREIA

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS (CEFET/MG)

FELIPE DIAS PAIVA

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS (CEFET/MG)

Agradecimento à orgão de fomento:

Agradecemos ao Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e ao CEPEAD - Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração - FACE/UFMG.

O IMPACTO DA TOXICIDADE DOS FLUXOS DE ORDENS SOBRE A LIQUIDEZ DOS CONTRATOS FUTUROS DE DI E DÓLAR COMERCIAL

1 INTRODUÇÃO

A liquidez de mercado e sua relação com o retorno dos ativos tem sido alvo de pesquisas desde meados da década de 1980. Além da relação com o retorno, a liquidez dos títulos é importante por fortalecer os mercados, reduzir os custos de emissão e de transação, bem como aumentar o número de participantes no mercado. Por essa razão, torna-se fundamental entender os fatores que impactam a liquidez de mercado dos títulos, como os custos de transação, a eficiência de mercado, o sistema de negociação e liquidação no mercado secundário, a transparência do mercado, a ampliação e diversificação da base de investidores, e a assimetria de informação presente nas negociações (DATTELS, 1995).

A assimetria de informação ocorre quando há desequilíbrio entre as informações que os agentes possuem, ou seja, quando há um desbalanceamento de informação sobre uma transação entre os participantes dela (alguns têm mais informações do que outros), sendo esse fenômeno econômico conhecido como assimetria informacional. Como defendem Grossman e Stiglitz (1980), há *traders* informados e *traders* não-informados no mercado – o grau de informação se difere entre os agentes –, e esse aspecto se reflete no preço dos ativos. Os *traders* informados são aqueles que detêm informação relevante sobre o ativo negociado, sendo capazes de ocasionar perdas às suas contrapartes. Um negócio informado é aquele em que pelo menos um dos lados da transação possui mais informações do que o outro. Um mercado com elevada proporção de negócios informados em relação aos não-informados é denominado tóxico. E, a alta toxicidade no fluxo de ordens acarreta liquidação de ativos por parte dos *traders*, diminuindo, dessa forma, a liquidez do mercado (EASLEY; PRADO; O'HARA (2012).

Essa influência da toxicidade do fluxo de ordens sobre a liquidez instigou diversos estudos teórico-empíricos em microestrutura de mercado – por exemplo, Easley et al. (1996), Easley e O'Hara (2004), Easley et al. (2008), Easley, Prado e O'Hara (2011) e Easley, Prado e O'Hara (2014) – a buscarem uma maneira de identificar a ocorrência de assimetria informacional nos mercados, o que resultou, basicamente, na proposição de dois modelos de mensuração: (i) *Probability of informed trading* (PIN) de Easley et al. (1996) – que busca estimar a probabilidade de ter havido transações baseadas em informações privadas em um determinado período, a partir de uma função de máxima verossimilhança; (ii) *Volume-Synchronized Probability of informed trading* (VPIN) de Easley, Prado e O'Hara (2011) – que busca mensurar diretamente o grau de toxicidade dos fluxos de ordens.

Dentre os diversos ativos negociados no mercado brasileiro de futuros, destacam-se o contrato de Depósito Interfinanceiro Futuro (DI Futuro) e o de Dólar Comercial Futuro. Principal ativo negociado pela Brasil Bolsa Balcão (B3), o contrato de DI Futuro refere-se a quanto a taxa de juros do CDI (Certificados de Depósito Interbancário) valerá no dia de seu vencimento. Devido à função de *hedge* contra oscilações na taxa de juros de contratos financeiros, exerce um papel crucial nos investimentos. Já o Dólar Comercial Futuro é usado para transações cambiais entre bancos, instituições financeiras, grandes corporações, dentre outros.

Seja pela função de *hedge*, que permite fixar o preço do ativo de modo a reduzir ou eliminar o risco de variação indesejada de preços, seja pela possibilidade de especulação, entender a influência da toxicidade do fluxo de ordens sobre a liquidez no mercado brasileiro

de futuros é relevante, sobretudo na perspectiva microeconômica, na medida em que auxilia empresas e investidores na tomada de decisão de investimentos.

Dada a relevância dos mercados de DI Futuro e de Dólar Comercial Futuro da B3, e a importância para a tomada de decisão de empresas e investidores de se entender o efeito da assimetria de informação sobre a liquidez de mercados dos ativos por eles transacionados, o objetivo deste estudo foi analisar o impacto do grau de toxicidade dos fluxos de ordens dos contratos futuros de DI e de Dólar Comercial negociados pela B3 sobre a liquidez de mercado desses ativos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Toxicidade dos Fluxos de Ordens

Easley, Prado e O'Hara (2012) introduziram o conceito de toxicidade do fluxo de ordens com o intuito de representar o risco no contexto das negociações em alta frequência (HFT). Para os autores, um mercado tóxico é aquele em que pelo menos um dos *traders* dispõe de informações privadas, o que acaba gerando fluxos de ordens desequilibrados. Por um lado, quando os fluxos de ordens são equilibrados, os *players* de mercado de HFT têm o potencial de obter pequenos ganhos em um grande número de ordens. Por outro, quando os fluxos de ordens se tornam desequilibrados, os *players* enfrentam a perspectiva de perdas e acabam liquidando suas posições e, conseqüentemente, interferindo na liquidez desses mercados.

Para mensurar a toxicidade do fluxo de ordens nos mercados, Easley et al. (1996) apresentaram o modelo de Probabilidade de Negócio Informado – *Probability of informed-based trading* (PIN). A PIN destaca-se por ser obtida a partir dos dados de negociação do próprio mercado, sendo, dessa forma, apontada como uma *proxy* direta de assimetria informacional. Essa medida tem sido amplamente utilizada por abordar uma variedade de questões como a informação do tempo entre as negociações, o fluxo de ordem do mercado eletrônico, os *splits* de ações, o preço dos ativos, dentre outros. Todavia, há um debate crescente sobre a adequação da PIN na mensuração da assimetria informacional nas negociações, o que é natural, tendo em vista que a PIN é um modelo que procura representar um fenômeno, e, por esse motivo, não consegue capturar todos os aspectos relacionados a ele (AKTAS et al., 2007; DUARTE; YOUNG, 2009; EASLEY; HVIDKJAER; O'HARA, 2010; AKAY et al., 2012).

No intuito de corrigir os problemas da PIN, tais como, não levar em consideração o volume de transações e o intervalo de tempo das negociações, Easley, Prado e O'Hara (2011) propuseram um novo modelo para estimar a probabilidade de negociações informadas: A *Volume Synchronized Probability of Informed trading* (VPIN). Essa medida é um indicador em tempo real da toxicidade do fluxo de ordens e possui algumas vantagens práticas em relação a metodologia da PIN. Além disso, diferentemente da PIN, a VPIN permite capturar variações de risco de informação assimétrica em nível intradiário, uma vez que seu cálculo é atualizado em *buckets* (lotes) de negociação ao longo do dia (ABAD; YAGÜE, 2012).

A mudança central da VPIN em relação à PIN foi embasada nos estudos de Lei e Wu (2005) e Easley et al. (2008). Lei e Wu (2005) investigaram as interações entre *traders* informados e não-informados em 40 ações da *The New York Stock Exchange* (NYSE) e apontaram que o fluxo de chegada de ordens de compra e venda são diferentes; além de variarem no tempo. Para os autores, a probabilidade de negociação informada associada ao tempo, acrescida pela VPIN, seria uma medida melhor de assimetria de informação do que várias outras medidas existentes. Easley et al. (2008), por sua vez, estudaram como a

dinâmica de negociação interage com o fluxo de ordens e com a evolução da liquidez do mercado e propuseram um modelo dinâmico de microestrutura de mercado. O modelo proposto mostrou que tanto os negócios informados quanto os não-informados são altamente persistentes. A estimativa criada pelos autores foi capaz de gerar taxas diárias de ordens condicionais de negociações informadas e não-informadas, que foram usadas para construir a PIN e prever a liquidez do mercado, medida pelo *bid-ask-spread*. Para os autores, o fator de liquidez pode ser importante para a precificação de ativos, uma vez que há uma nova geração de modelos de precificação de ativos que incorporam o efeito da liquidez de mercado como um fator de risco sistemático.

A partir daí, Easley, Prado e O'Hara (2011), baseados em dados de transações intradiárias e com o intuito de serem mais efetivos na mensuração do risco no nível intradiário, apresentam formalmente o conceito de VPIN, como uma extensão da PIN. Os autores demonstraram como a VPIN sinalizou com sucesso o *Flash Crash* ocorrido em 6 de maio de 2010, atingindo seu nível máximo horas antes do evento acontecer.

Adiante, Easley, Prado e O'Hara (2012) introduzem o conceito de mercado tóxico, a fim de representar o risco de seleção adversa pelos *market makers* no contexto de HFT, isto é, de esses formadores de mercado estarem negociando com *traders* informados. Para calcular a probabilidade de negociação baseada em informações, Easley, Prado e O'Hara (2012) representaram os desequilíbrios de ordem através de uma função monótona das mudanças de preço absoluto, amparado na intensidade de negociações e no desequilíbrio de volume, ou seja, a VPIN. Essa medida foi, então, utilizada para prever a volatilidade do mercado induzida por toxicidade. A ideia central é de que os *market makers* enfrentam a perspectiva de perdas devido à seleção adversa quando os fluxos de ordens se tornam desequilibrados. Essa estimativa de toxicidade é variável no tempo. Se os *market makers* acreditam que a toxicidade do mercado é alta, eles liquidam suas posições e saem do mercado, o que influencia a sua liquidez.

A abordagem da VPIN, além de ser atualizada no tempo e calibrada para ter um volume igual de transações em cada intervalo de tempo, não necessita de estimação de parâmetros não observáveis, superando, nesse sentido, os obstáculos da PIN em mercados de HFT (EASLEY; PRADO; O'HARA, 2012). Alguns estudos sobre a VPIN mostraram que esse modelo é um indicador eficaz na previsão da volatilidade do mercado. Easley, Prado e O'Hara (2011) e Bethel et al. (2011) mostraram que a VPIN poderia ter apontado evidências do *Flash Crash*. Abad e Yagüe (2012), estudando o processo de estimação da VPIN em 15 ações do mercado espanhol, concluíram que o modelo é uma forma direta de mensurar o risco de seleção adversa e se ajusta bem ao mercado de HFT.

Todavia, a eficiência da VPIN como um sinalizador de crises de liquidez induzidas pela toxicidade e volatilidade de preços foi questionada por alguns pesquisadores, entre eles, Andersen e Bondarenko (2014) e, mais recentemente, Abad, Massot e Pascual (2018). Andersen e Bondarenko (2014) afirmaram não ter encontrado evidências do poder preditivo incremental da VPIN para a volatilidade futura. Além disso, eles argumentaram que as propriedades da VPIN dependem fortemente da classificação das transações subjacentes e, usando outras técnicas de classificação padrão, a VPIN se comporta de modo oposto ao retratado por Easley, Prado e O'Hara (2011, 2012). Além disso, estes autores apresentam evidências empíricas que corroboram com a hipótese de que a VPIN é amplamente conduzida, e significativamente distorcida, pelas inovações de volume e volatilidade.

Abad, Massot e Pascual (2018) calcularam a VPIN utilizando dados intradiários de 45 ações que compõem o IBEX 35, principal índice de referência da bolsa espanhola, de 2002 a 2013. Eles concluíram que a VPIN raramente indica uma falta de liquidez anormal, e, muito

ocasionalmente, antecipam grandes mudanças no preço intradiário. Foram identificadas, ainda, diferenças significativas na incidência de liquidez e preço entre os períodos tóxicos e não-tóxicos identificados pela VPIN. Dessa forma, esses autores, sugerem que a capacidade da VPIN para antecipar eventos verdadeiramente tóxicos é limitada.

Nesse sentido, verifica-se que há discussão aberta sobre a eficiência da VPIN na medição da toxicidade dos fluxos de ordens e, por conseguinte, no impacto que essa toxicidade gera na liquidez de mercado, o que justifica a realização de estudos com o intuito de testar a eficiência dessa medida.

2.2 Relacionamento entre Liquidez de Mercado e Toxicidade dos Fluxos de Ordens

A assimetria informacional, pelo poder de causar prejuízo aos *traders* não-informados, faz com que esses agentes liquidem suas posições, caso percebam que estão negociando com *traders* informados, reduzindo dessa maneira, a liquidez de mercado. Alguns estudos, tais como, Easley, Prado e O'Hara (2011), Abad e Yagüe (2012), Chen, Chien e Chang (2012) e Agudelo, Giraldo e Villarraga (2015), buscaram compreender essa relação entre a assimetria informacional e a liquidez dos mercados.

Easley, Prado e O'Hara (2011) argumentam que em mercados de alta frequência, a toxicidade dos fluxos de ordens pode levar os *market makers* a deixarem o mercado, ocasionando eventos de iliquidez para os *traders*. Abad e Yagüe (2012) reforçam essa ideia de Easley, Prado e O'Hara (2011) ao pontarem que a toxicidade enfatiza a perda esperada de um *market maker* ao estar em um mesmo ambiente de um *trader* informado, isto é, na probabilidade dos *market makers* serem alvos de seleção adversa.

Para Agudelo, Giraldo e Villarraga (2015), os modelos de microestrutura de mercado implicam que a negociação informada reduz a liquidez e move os preços na direção da informação. Os autores usaram a PIN dinâmica de Easley et al. (2008) para testar essa implicação nos seis maiores mercados de ações da América Latina. Os resultados obtidos pelos autores mostram que haveria uma relação positiva entre VPIN (assimetria informacional) e *bid-ask-spread* (liquidez).

Ao estudarem o mercado cambial, Chen, Chien e Chang (2012) argumentaram que o modelo usual de fluxo de ordens precisa ser reformulado em termos mais amplos para incorporar os custos de transação que estão associados à falta de liquidez. Através de um conjunto de dados diários de fluxos de ordens, os autores mediram a liquidez do mercado cambial e concluíram que os fluxos de ordens influenciam os retornos da taxa de câmbio de moedas com alta densidade de negociação, no entanto são inadequados quando se trata de explicar as mudanças nas moedas de baixo volume de negociação. Ainda segundo os autores, para moedas com grandes volumes de negociação, tanto os fluxos de ordens quanto os *spreads* afetam significativamente os retornos da taxa de câmbio.

No que concerne à relação assimetria informacional-liquidez, Siqueira, Amaral e Correia (2017) adotam o argumento de que o provimento de liquidez pelos *market makers* se dá de forma complexa, uma vez que os *traders* podem possuir informações a respeito de um ativo, que não estão disponíveis aos *market makers*. Nos mercados de alta frequência, os *market makers* buscam obter pequenos ganhos que se expandem em transações com grandes quantidades de ordens e seus ganhos dependem exclusivamente do controle do risco de ser alvo de seleção adversa. A probabilidade de ganho desses *market makers* ao transacionarem grandes quantidades de ativos aumenta quando há equilíbrio entre os fluxos de ordens. Quando não existe esse equilíbrio, há chances de os *market makers* serem alvos de seleção adversa e, conseqüentemente, devido à alta toxicidade, eles liquidam suas posições, diminuindo a liquidez do mercado (SIQUEIRA; AMARAL; CORREIA, 2017).

Easley, Prado e O'Hara (2011) trataram dessa relação toxicidade-liquidez ao estudarem o *Flash Crash* de 2010; e sugeriram que esse evento foi ocasionado por uma crise de liquidez, devido principalmente às características estruturais do mercado de HFT. Esses autores testaram empiricamente o modelo VPIN a partir de contratos futuros de E-mini S&P 500 de janeiro de 2008 a outubro de 2010, destacando os dias em torno do *Flash Crash*. Os resultados mostraram que a VPIN indicou problemas de liquidez algumas horas antes da queda do índice *Dow Jones Industrial Average*, chegando em seu maior valor do período analisado minutos antes da queda brusca do índice.

Ao analisarem apenas o dia do *Flash Crash*, Easley, Prado e O'Hara (2011) observaram que a VPIN obteve valor máximo no momento da queda do índice, mantendo-se alta até o final do dia e diminuindo a medida que o índice voltava ao patamar inicial anterior à queda. Para os autores, nos mercados de HFT, as negociações são geridas por algoritmos que emitem ordens de compra e venda e, por isso, as firmas de HFT são as grandes provedoras de liquidez nesses mercados. À medida que a toxicidade do fluxo de ordens aumenta, esses *market makers*, ao perceberem que se encontram diante de possíveis perdas, reduziriam ou liquidam suas posições, gerando queda de liquidez e repercussões sérias para os *traders* envolvidos, como ocorreu no *Flash Crash*.

Procurando explicar melhor a relação toxicidade-liquidez, Easley, Prado e O'Hara (2012) estimaram a VPIN nos contratos futuros da E-mini S&P 500 de 1º de janeiro de 2008 a 15 de agosto de 2011, utilizando para tal dados intradiários com intervalos de 1 minuto. Eles demonstraram que a VPIN tem poder de previsão significativo sobre a volatilidade induzida pela toxicidade, o que a torna uma ferramenta de gerenciamento de risco para os mercados de HFT.

Em um estudo mais recente, Yildiz, Ness e Ness (2019) estudaram a relação toxicidade-liquidez nas ações que compõem o índice S&P 500, negociadas em 2015. Para tanto, utilizaram a VPIN como *proxy* para a toxicidade e o *spread*, para a liquidez de mercado. Como resultado, os autores apontam que a VPIN fornece informações sobre a liquidez de mercado e a volatilidade do retorno das ações; e indica problemas de seleção adversa, o que mostra que a VPIN pode ser uma ferramenta útil de gerenciamento de risco para os *market makers* nos mercados acionários norte-americanos.

3 METODOLOGIA

A população objeto deste estudo foi composta pelos fluxos de ordens de compra e venda dos contratos futuros de DI e de Dólar Comercial negociados pela B3. A amostra foi constituída pelas negociações dessas ordens no período de 01 de setembro de 2018 a 31 de agosto de 2019, com dados intradiários. O período escolhido se deu em função dos dados disponibilizados pelo portal *Market Data* da B3, no qual foram coletados. O tratamento dos dados e o cálculo das variáveis foram realizados por meio de programação em *python*. Já o modelo e os testes de diagnóstico foram estimados via *software STATA*.

Como *proxy* para liquidez de mercado, empregada como variável dependente no modelo, foi utilizado o *bid-ask-spread*, definida por Demsetz (1968) como $Spread_{\tau} = ask_{\tau} - bid_{\tau}$, em que o $Spread_{\tau}$ é a diferença entre a menor oferta de venda e a maior oferta de compra dentro de cada *bucket* de negociação τ ; ask_{τ} é a menor oferta de venda no *bucket* τ ; e bid_{τ} é a maior oferta de compra no *bucket* τ . Nesse sentido, quanto maior for o *spread* entre o *bid* e o *ask* de um título, menor a sua liquidez. O *bid-ask-spread* foi obtido via linguagem de programação em *python*, utilizando os dados disponíveis nos arquivos do *Market Data*. Tais arquivos dispõem de uma coluna que identifica o lado agressor da ordem, em compra ou venda. A escolha do *bid-ask spread* como *proxy* para a liquidez foi

inspirada em Easley et al. (2008), Akay et al. (2012), Easley, Prado e O'Hara (2012), Siqueira, Amaral e Correia (2017), entre outros.

Como *proxy* para a toxicidade, adotada como variável independente, foi utilizada a VPIN, de Easley, Prado e O'Hara (2012). A equação 1 representa o modelo para se obter a VPIN. Em que: V_{τ}^S é o volume de ordens de venda de cada *bucket*; V_{τ}^B é o volume de ordens de compra de cada *bucket*; V é o volume de cada *bucket*; e n é o número de *buckets* utilizados para aproximar o desequilíbrio esperado. Nesse sentido, a estimação da VPIN depende da determinação das variáveis V e n . Para se calcular a VPIN de um dia, têm-se V como sendo um cinquenta avos do volume de negociação diária (*bucket*) e n como sendo 50. Para se calcular a VPIN semanal, por exemplo, a variável n passaria a ser 250. De acordo com Easley, Prado e O'Hara (2012), espera-se que a velocidade de atualização da VPIN simule a velocidade de chegada das informações ao mercado.

$$VPIN = \frac{\sum_{\tau=1}^n |V_{\tau}^S - V_{\tau}^B|}{nV} \quad (1)$$

Conforme demonstrado na equação 1, para a mensuração da VPIN, é necessário identificar a correta classificação das transações. Diferentemente de Easley, Prado e O'Hara (2012), que optaram pela utilização do *tick-rule* (TR), neste trabalho, utilizou-se a classificação real, fornecida pela B3. A identificação do lado agressor da ordem disponibilizada pelo portal *Market Data* da B3 dispensa a utilização de um algoritmo de classificação.

Além da utilização da VPIN como variável independente, foram utilizadas as variáveis volume (VOL), número de negócios (NEG) e volatilidade do preço (VLA) como variáveis de controle (DING, 1999; YOON, ZO E CIGANEK, 2011). Todas as variáveis, inclusive o *bid-ask-spread*, foram obtidas por *bucket* de negociação, os mesmos utilizados na obtenção da VPIN, o que garantiu que o número de observações fosse igual para todas as variáveis. O volume de negociação e o número de negócios são disponibilizados no *Market Data* da B3, já a volatilidade foi calculada pela diferença entre o preço mais alto e o preço mais baixo, dividido pela média dos preços, procedimento utilizado também por Yoon, Zo e Ciganek (2011).

Para analisar o impacto da VPIN sobre a liquidez de mercado, foi utilizado o modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM), estimado por meio do método de mínimos quadrados ordinários (MQO). Este estudo se valeu de um modelo para cada contrato futuro (DI e Dólar Comercial) separadamente, representado pela equação 2.

$$|Spread|_i = \beta_0 + \beta_1 VPIN_i + \beta_2 NEG_i + \beta_3 VOL_i + \beta_4 VLA_i + e_i \quad (2)$$

Em que: β_0 refere-se ao parâmetro de intercepto; β_1 , β_2 , β_3 e β_4 referem-se aos coeficientes correspondentes a cada uma das variáveis explicativas do modelo; e e_i refere-se ao erro aleatório. O motivo da escolha do valor absoluto do *bid-ask spread* se deve à necessidade de se medir a distância do resultado à zero, e assim ter a dimensão da iliquidez.

Para a correta estimação dos modelos, faz-se necessária a realização de testes de diagnóstico, a fim de verificar se o modelo cumpre os pressupostos exigidos (WOOLDRIDGE, 2010). Nesse sentido, foram realizados testes de normalidade dos resíduos, de homocedasticidade, de autocorrelação e de multicolinearidade.

Um passo importante a ser realizado quando se pretende estimar um modelo de RLM com dados de séries temporais é verificar se os dados seguem um processo estocástico, isto é,

se as variáveis são aleatórias e não sofrem influência temporal. Não levar em conta a possível tendência temporal que uma série de dados pode sofrer compromete a estimação do modelo, levando à conclusões errôneas de que a mudança na variável dependente se deva à mudança na variável independente, quando na verdade, a causa é a tendência temporal. Assim, faz-se necessário verificar se a série é ou não estacionária. Para verificar a estacionariedade, utilizam-se de testes de raiz unitária. Quando uma determinada série possui raiz unitária, esta apresenta tendência ao longo do tempo, classificada dessa forma, como não estacionária, e sendo necessária a correção do modelo. Nesse sentido, utilizaram-se dois testes de raiz unitária presentes na literatura: (i) teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e (ii) teste de Phillips-Perron (PP). Caso os resultados apontados por esses testes não sejam unânimes, um terceiro teste (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin -KPSS), pode ser realizado..

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Estatísticas Descritivas

Na tabela 1, apresentam-se as estatísticas descritivas de *bid-ask spread* (iliquidez) do DI Futuro e do Dólar Comercial Futuro. Para o DI Futuro, a média foi -0,02, o desvio padrão 0,88, o valor mínimo -6,09 e o valor máximo 6,35. Conforme o esperado, esses valores evidenciam uma alta liquidez no mercado futuro de DI. O coeficiente de variação encontrado foi de 41,06%, demonstrando que os valores de *bid-ask-spread* da amostra têm uma dispersão estável em torno da média aritmética. Para o Dólar Comercial Futuro, a média foi -0,12, o desvio padrão 8,73, o mínimo -86,50 e máximo 142. Esses valores evidenciam uma alta liquidez no mercado futuro de Dólar Comercial. No entanto, mostra-se menos líquido que o mercado de DI Futuro. Esse resultado já era esperado, uma vez que o DI Futuro é o derivativo mais negociado da B3. Já o coeficiente de variação encontrado foi de 69,99%, demonstrando que os valores de *bid-ask-spread* da amostra têm uma dispersão, em torno da média, maior que os valores encontrados para o DI Futuro.

Esses resultados (DI Futuro e Dólar Comercial Futuro) são menores que os valores documentados por estudos que utilizaram o *bid-ask-spread* para mensurar a iliquidez de contratos futuros negociados pela B3. Marquezin (2013), que estudou o custo de liquidez dos contratos de soja negociados pela B3 no período de setembro de 2010 a fevereiro de 2013, encontrou um *bid-ask-spread* médio de 2,2. Já Tonin, Costa Junior e Martines Filho (2017), que estimaram o custo de liquidez, por meio do *bid-ask-spread*, dos contratos futuros de milho da B3 entre setembro de 2015 e agosto de 2016, encontraram um valor médio de 0,1599. Conforme esperado, os resultados mostram que os mercados de DI Futuro e Dólar Comercial Futuro são mais líquidos do que o mercado futuro de soja e de milho, *commodities* menos negociadas do que o DI Futuro e o Dólar Comercial Futuro.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas do *bid-ask-spread* para o DI Futuro e o Dólar Comercial Futuro

Contrato	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	CV
DI Futuro	-6,09	6,35	-0,02	0,88	41,06%
Dólar Comercial Futuro	-86,50	142,00	-0,12	8,73	69,99%

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

Como *proxy* para a toxicidade dos fluxos de ordens dos contratos futuros de DI e Dólar Comercial negociados na B3, utilizou-se a VPIN, proposta por Easley, Prado e O'Hara (2012), a qual foi obtida utilizando-se 50 *buckets* diários, que representam um cinquenta avos

do volume diário negociado, isto é, em cada dia de negociação, dividiu-se o volume de negociação diária por cinquenta, resultando em 12150 observações.

A tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas da VPIN para as negociações do DI Futuro e para o mercado futuro de Dólar Comercial. Para o DI futuro, obteve-se uma média de 0,42, desvio padrão de 0,31, mínimo de 0 e máximo de 1. O coeficiente de variação foi de 72,95%, demonstrando que os valores de VPIN da amostra têm uma alta dispersão em torno da média aritmética. Easley, Prado e O’Hara (2011) encontraram uma VPIN para o índice E-mini do S&P500, no período de janeiro de 2008 a outubro de 2010, abaixo de 0,44 em 80% dos *buckets*, ou seja, valores ligeiramente menores aos encontrados nesta pesquisa para as negociações de DI Futuro. Para o Dólar Comercial futuro, a média da VPIN foi de 0,24, desvio padrão de 0,22 e valores mínimo e máximo de 0 e 1, respectivamente. O coeficiente de variação foi de 93,56%, demonstrando que os valores de VPIN da amostra têm uma alta dispersão em torno da média aritmética.

Os resultados da VPIN para as negociações de contratos futuros de Dólar Comercial aqui relatados são levemente superiores aos observados por Easley, Prado e O’Hara (2012). Esses autores utilizaram dados dos contratos futuros do índice E-mini do S&P500 de 01 de janeiro de 2008 a 15 de agosto de 2011 e encontraram uma VPIN média de 0,2251. Ao compararmos esses valores, é possível constatar que há indícios de que o risco de assimetria informacional no mercado futuro brasileiro de DI e de Dólar Comercial se assemelha ao do mercado futuro americano.

Barbosa (2014) também estudou a toxicidade dos contratos de DI Futuro e Dólar Comercial Futuro da B3 no período de outubro de 2010 a outubro de 2011. A VPIN foi calculada por meio dos algoritmos de classificação *bulk volume classification* (BVC) e TR, e encontrou valores médios para o DI Futuro de 0,2686 e 0,2144, respectivamente. Para o Dólar Comercial Futuro, os valores médios foram de 0,2451 e 0,3127, calculados por meio do BVC e TR, respectivamente. Os valores destacados por Barbosa (2014) diferem dos encontrados neste trabalho. No entanto, esse autor não seguiu estritamente o procedimento de Easley, Prado e O’Hara (2012), uma vez que não utilizou o volume diário negociado e sim, uma média móvel de dez dias de negociação. Além disso, chama atenção no estudo o fato de os valores da VPIN serem diferentes de acordo com o algoritmo de classificação utilizado. Cabe então ressaltar a crítica de Andersen e Bondarenko (2014) de que a eficácia da VPIN está condicionada ao desempenho dos algoritmos de classificação das ordens.

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas da VPIN para o DI Futuro e o Dólar Comercial Futuro

Contrato	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	CV
DI Futuro	0	1	0,42	0,31	72,95%
Dólar Comercial Futuro	0	1	0,24	0,22	93,56%

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

4.2 Resultados dos Testes de Diagnóstico e Raiz Unitária

Antes de apresentar os resultados dos modelos estimados, nesta subseção, exibem-se as estatísticas dos testes de diagnóstico e de raiz unitária. Para que se possa realizar inferências sobre os coeficientes estimados, deve-se realizar os testes das hipóteses subjacentes ao modelo clássico de regressão linear múltipla. Nesse sentido, são apresentados na tabela 3 as estatísticas e os p-valores dos testes de normalidade, homoscedasticidade, autocorrelação e multicolinearidade.

No intuito de testar a normalidade dos resíduos, foi utilizado o teste de Jarque-Bera, que possui como hipótese nula, a distribuição normal da variável. Pelas as estatísticas de teste

de 17660,8 e 9664,69 para os mercados futuros de DI e Dólar Comercial, respectivamente, estatisticamente significativas (p -valor = 0), rejeitou-se a hipótese nula, sugerindo que a variável não segue uma distribuição normal. Apesar da importância do teste de normalidade, Wooldridge (2010) ressalta que, se o tamanho da amostra for suficientemente grande, pelo teorema do limite central, os resíduos tendem a uma distribuição normal. Com isso, a estimação dos modelos não é invalidada.

Tabela 3 – Testes das hipóteses subjacentes ao modelo de regressão linear

Teste		DI Futuro	Dólar Comercial Futuro
Jarque-Bera	<i>Qui-quadrado</i>	17660,8	9664,69
	<i>p-valor</i>	0,0	0,0
Breusch-Pagan	<i>LM</i>	20686,1	28706,3
	<i>p-valor</i>	0,0	0,0
Breusch-Godfrey	<i>LM</i>	1473,37	10,1215
	<i>p-valor</i>	0,0	0,0
FIV	<i>VPIN</i>	1,10	1,01
	<i>NEG</i>	13,87	8,36
	<i>VOL</i>	13,98	8,50
	<i>VLA</i>	1,03	1,01

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

A fim de se verificar se os resíduos dos modelos testados são homocedásticos, foi realizado o teste de Breusch-Pagan, que testa a hipótese nula de variância homoscedástica dos resíduos. Os p -valores para os modelos de DI Futuro e Dólar Comercial Futuro foram de zero, ou seja, o teste revelou heteroscedasticidade em ambos os modelos. Para a autocorrelação, realizou-se o teste de Breusch-Godfrey, que tem como hipótese nula, a ausência de autocorrelação nos modelos. Pelos p -valores (zero para ambos os modelos), rejeitou-se a hipótese nula, evidenciando que os dois modelos, DI Futuro e Dólar Comercial Futuro, apresentam problemas de autocorrelação.

Por fim, são apresentados os valores do fator de inflação da variância (FIV) para as variáveis explicativas do estudo. Conforme aponta Greene (2002), apesar de ser uma escolha arbitrária, assume-se que valores superiores a 20 para o FIV indicam problemas de colinearidade. Com isso, não há indícios de problemas com colinearidade entre as variáveis estudadas.

Com os problemas de heteroscedasticidade e autocorrelação, que representam a quebra de pressupostos do modelo de regressão, foi preciso utilizar a correção Newey e West (1987), que permite que os erros padrão dos coeficientes do modelo econométrico sejam corrigidos tanto para heteroscedasticidade quanto para autocorrelação. (GUJARATI; PORTER, 2011).

Outro passo importante feito para a devida estimação dos modelos foi a aplicação dos testes de raiz unitária. Quando é identificado que uma série possui raiz unitária, esta é classificada como não estacionária, o que exige transformação das variáveis para torná-la estacionária. Nesse sentido, realizaram-se, como um primeiro passo, os testes ADF e PP. Esses testes têm como hipótese nula a presença de raiz unitária, e se diferem no modo como é controlada a correlação serial ao verificar a existência de raiz unitária. O teste ADF incorpora, de maneira linear, os desvios defasados da própria variável na equação de teste, enquanto o teste PP utiliza um método não linear (GUJARATI; PORTER, 2011).

A tabela 4 apresenta os p -valores dos testes ADF e PP para as séries de *bid-ask-spread* do DI Futuro e do Dólar Comercial Futuro. A partir dos p -valores apresentados nessa tabela,

rejeitou-se a hipótese nula de presença de raiz unitária, isto é, as séries de *bid-ask-spread* do DI Futuro e do Dólar Comercial Futuro são estacionárias. Com isso, os modelos podem ser obtidos através de uma RLM, com parâmetros estimados por meio de MQO. Assim, na próxima seção, discutem-se os resultados das estimativas dos modelos construídos para o DI Futuro e o Dólar Comercial Futuro.

Tabela 4 – Testes de Raiz Unitária

Teste		DI Futuro	Dólar Comercial Futuro
ADF	<i>p-valor</i>	0,0	0,0
PP	<i>p-valor</i>	0,0	0,0

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

4.3 Relacionamento entre a Toxicidade dos Fluxos de Ordens e a Liquidez de Mercado

Na tabela 5 são apresentados os coeficientes estimados para o modelo de DI Futuro e seu respectivo nível de significância. A VPIN mostrou-se positiva e estatisticamente significativa. Observa-se que, para uma variação de uma unidade na VPIN, a variação no *bid-ask-spread* é de 0,10. Os parâmetros de todas as variáveis de controle também se mostraram estatisticamente significativos (*p-valor* = 0,0). Com relação ao coeficiente de determinação, observa-se que as variáveis consideradas são capazes de explicar cerca de 44% da variação do *bid-ask-spread*. Esse resultado indica que, além das variáveis analisadas, há outros fatores que influenciam o *bid-ask-spread* no mercado de DI Futuro.

Tabela 5 – Estimativas do modelo econométrico para as negociações de DI Futuro

<i>Spread</i>	Coef.	Std. Err.	<i>t</i>	P> <i>t</i>
Constante	0,16	0,01	10,76	0,0
VPIN	0,10	0,02	5,34	0,0
NEG	-0,000002	0,000001	-15,95	0,0
VOL	0,000003	0,0000002	15,29	0,0
VLA	1,08	0,05	20,11	0,0
Prob > F = 0,0			R-Squared = 0,44	

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

Os resultados do modelo estimado para o Dólar Comercial Futuro são expostos na tabela 6. A VPIN revelou-se positiva e estatisticamente significativa. Para uma variação de uma unidade na VPIN, a variação no *bid-ask-spread* é de 0,76. Dessa forma, o risco de assimetria informacional no mercado de Dólar Comercial Futuro exerce uma influência maior sobre o *bid-ask-spread* do que no mercado de DI Futuro. Todos os parâmetros das variáveis de controle desse modelo mostraram-se estatisticamente significativos. O coeficiente de determinação mostra que a capacidade de explicação do modelo é de 35% (R-Quadrado=0,35), ou seja, menor que o modelo de DI Futuro.

Assim como no modelo de DI Futuro, no modelo de Dólar Comercial Futuro o coeficiente para o VOL e para a VLA apresentaram relação positiva com o *bid-ask-spread*, enquanto o coeficiente para o NEG apresentou coeficiente negativo. Tal resultado é condizente com o proposto na literatura em Ding (1999) e Yoon, Zo e Ciganek (2011). Em ambos os modelos, DI Futuro e Dólar Comercial Futuro, a relação entre a VPIN e o *bid-ask-spread* é positiva, indo ao encontro de estudos anteriores e mostrando que o risco de assimetria informacional reduz a liquidez de mercado nas negociações desses contratos.

Tabela 6 – Estimativas do modelo econométrico para as negociações de Dólar Comercial Futuro

<i> Spread </i>	Coef.	Std. Err.	<i>t</i>	P> <i>t</i>
Constante	1,41	0,39	3,23	0,0
VPIN	0,76	0,24	3,17	0,0
NEG	-0,0004	0,0003	3,15	0,05
VOL	0,0000002	6,21e-08	10,99	0,0
VLA	0,07	0,006	3,66	0,0
Prob > F = 0,0			R-Squared = 0,35	

Fonte: Elaborada pelos autores, 2020.

Apresentados os resultados, buscou-se discuti-los a partir da teoria e das evidências empíricas concernentes à relação entre toxicidade do fluxo de ordens e liquidez de mercado. Em um desses estudos, Bethel et al. (2011) afirmam que a VPIN teria sido eficiente em prever evidências do *Flash Crash*, resultado corroborado por Easley, Prado e O’Hara (2011, 2012), que mostraram a VPIN com tendo poder de previsão significativo sobre a volatilidade induzida pela toxicidade nos mercados de HFT.

No mercado acionário brasileiro, Siqueira, Amaral e Correia (2017) demonstraram um alto nível de toxicidade nos fluxos de ordens das ações. Adicionando a VPIN aos modelos de três e cinco fatores de Fama e French (1993, 2015) e de quatro fatores de Carhart (1997), os autores sugeriram que a assimetria informacional é precificada no mercado acionário brasileiro. Em um estudo mais recente, Yildiz, Ness e Ness (2019), estudando a relação toxicidade-liquidez nas ações que compõem o índice S&P500, apontaram que a VPIN tem impacto sobre a liquidez de mercado e indica problemas de seleção adversa.

Os resultados documentados pelos autores supracitados são corroborados neste trabalho. Apesar de os modelos estimados para as negociações de futuros de DI e de Dólar Comercial terem poder de explicação diferentes (44% e 35%, respectivamente), ambos se mostraram altamente significantes e com bom poder explicativo. Nos dois modelos estimados, DI Futuro e Dólar Comercial Futuro, a relação entre a VPIN e o *bid-ask-spread* foi positiva. Isto é, observou-se uma relação inversa entre assimetria informacional e liquidez para esses mercados, resultado observado também por Agudelo, Giraldo e Villarraga (2015) nos mercados acionários latino-americanos.

Alguns estudos apontaram limitações da VPIN em aferir a toxicidade dos fluxos de ordens. Abad, Massot e Pascual (2018), por exemplo, analisaram se a VPIN é um sinalizador eficiente de crises de liquidez induzidas pela toxicidade e volatilidade de preços. Eles concluíram que a VPIN raramente indica falta de liquidez anormal. Para os autores, a capacidade da VPIN para antecipar eventos verdadeiramente tóxicos é limitada.

Este trabalho mostra que, além de os valores de VPIN encontrados para os contratos futuros analisados serem similares aos registrados em outros estudos tais como Easley, Prado e O’Hara (2011, 2012) e Siqueira, Amaral e Correia (2017), os modelos que associam a VPIN ao *bid-ask-spread* têm um bom poder explicativo. Dessa forma, o que se demonstrou neste trabalho foi que no mercado DI Futuro e Dólar Comercial Futuro a VPIN é um dos fatores que impactam a liquidez.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve como objetivo analisar o impacto da toxicidade dos fluxos de ordens dos contratos futuros de DI e de Dólar Comercial negociados pela B3 sobre a liquidez de

mercado desses ativos, no período de setembro de 2018 a agosto de 2019. Para tanto, a população foi formada pelos fluxos de ordens de compra e venda dos contratos de DI Futuro e de Dólar Comercial negociados pela B3 e a amostra, constituída pelas negociações dessas ordens no período de 01 de setembro de 2018 a 31 de agosto de 2019. A frequência dos dados foi intradiária e os dados foram tratados e as variáveis obtidas via programação em *python*.

No intuito de apurar o impacto da VPIN sobre a liquidez de mercado, utilizou-se um modelo de RLM, estimado através da abordagem de MQO para toda a amostra, que obtêm coeficientes que tornam os valores estimados pelo modelo o mais próximo possível dos dados observados. Este estudo se valeu de um modelo para cada contrato futuro (DI Futuro e Dólar Comercial Futuro) separadamente. Além da utilização da VPIN como variável independente, assim como Ding (1999) e Yoon, Zo e Ciganek (2011), foram utilizadas as variáveis VOL, NEG e VLA como variáveis de controle. Os modelos de RLM e os testes de diagnóstico foram estimados via *software STATA*.

Inicialmente, analisaram-se as estatísticas descritivas da *proxy bid-ask-spread*, que se referiu a liquidez dos contratos e foi empregada como variável dependente do modelo. Os contratos futuros de DI se mostraram mais líquidos do que os de Dólar Comercial Futuro. Além disso, os resultados de *bid-ask-spread* foram ao encontro de outros estudos, como os de Amihud e Mendelson (1986), Marquezin (2013) e Ribeiro et al. (2019), e mostraram, conforme o esperado, a alta liquidez do mercado futuro de DI e Dólar Comercial. Observou-se que os valores de VPIN aqui documentados, tanto para o mercado de DI Futuro, quanto para o mercado de Dólar Comercial Futuro, foram similares aos encontrados por outros estudos sobre a toxicidade, tal como Abad e Yagüe (2012), Easley, Prado e O'Hara (2011, 2012), Borochin e Rush (2016), Barbosa (2014) e Siqueira, Amaral e Correia (2017).

A capacidade de explicação do modelo para as negociações de DI Futuro foi de 44%, enquanto a do modelo para as negociações de Dólar Comercial Futuro é de 35%. Ou seja, os resultados observados nesta pesquisa demonstram um bom poder explicativo dos modelos, indo ao encontro dos estudos realizados anteriormente, como em Easley, Prado e O'Hara (2011, 2012), Agudelo, Giraldo e Villarraga (2015), Siqueira, Amaral e Correia (2017) e Yildiz, Ness e Ness (2019).

Os resultados alcançados por este trabalho mostram que, nos dois modelos estimados, DI Futuro e Dólar Comercial Futuro, a relação entre a VPIN e o *bid-ask-spread* foi positiva. Ou seja, observou-se uma relação inversa entre assimetria informacional e liquidez para esses mercados além de os valores de VPIN encontrados para os contratos futuros analisados serem similares aos registrados em outros estudos, tais como Easley, Prado e O'Hara (2011, 2012) e Siqueira, Amaral e Correia (2017), os modelos que associam a VPIN ao *bid-ask-spread*. Quanto às variáveis de controle, em ambos os modelos, o coeficiente para o VOL e para a VLA apresentaram relação positiva com o *bid-ask-spread*, enquanto o coeficiente para o NEG apresentou coeficiente negativo. Esse resultado corrobora os achados de Ding (1999) e Yoon, Zo e Ciganek (2011). Assim, o objetivo deste trabalho de analisar o impacto da VPIN sobre o *bid-ask-spread* nos contratos de DI Futuro e Dólar Comercial Futuro da B3 foi alcançado. Conclui-se-á, portanto, que a assimetria de informação é um dos fatores que impactam a liquidez de mercado desses títulos.

REFERÊNCIAS

ABAD, D.; MASSOT, M.; PASCUAL, R. Evaluating VPIN as a trigger for single-stock circuit breakers. *Journal of Banking and Finance*, v. 86, p. 21–36, 2018.

ABAD, D.; YAGÜE, J. From PIN to VPIN: An introduction to order flow toxicity. *Spanish*

Review of Financial Economics, v. 10, n. 2, p. 74–83, 2012.

ACHARYA, V.; PEDERSEN, L. Asset pricing with liquidity risk. *Journal of Financial Economics*, v. 77, n. 2, p. 375–410, 2005.

AGUDELO, D. A.; GIRALDO, S.; VILLARRAGA, E. Does PIN measure information? Informed trading effects on returns and liquidity in six emerging markets. *International Review of Economics and Finance*, 2015.

AKAY, O. O.; CYREE, K. B.; GRIFFITHS, M. D.; WINTERS, D. B. What does PIN identify? Evidence from the T-bill market. *Journal of Financial Markets*, v. 15, n. 1, p. 29–46, 2012.

AKERLOF, G. A. The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 84, n. 3, p. 488–500, 1970.

AMIHUD, Y.; MENDELSON, H. Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, v. 17, n. 2, p. 223–249, 1986.

ANDERSEN, T. G.; BONDARENKO, O. VPIN and the Flash Crash. *Journal of Financial Markets*, v. 17, n. 1, p. 1–46, 2014.

B3. *Futuro de Taxa Média de Depósitos Interfinanceiros de Um Dia*. Disponível em: <http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/produtos/listados-a-vista-e-derivativos/juros-e-inflacao/futuro-de-taxa-media-de-depositos-interfinanceiros-de-um-dia.htm>. Acesso em: 18 dez. 2018.

B3. *Resumo das Operações*. Disponível em: <http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/servicos/market-data/consultas/mercado-de-derivativos/resumo-das-operacoes/estatisticas/>. Acesso em: 11 jan. 2019.

BARBOSA, D. A. B. L. *Toxicidade no Mercado Brasileiro*. 2014. 93 f. Dissertação (Mestrado em Matemática) - Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada, Rio de Janeiro, 2014.

BETHEL, E. W.; LEINWEBER, D.; RÜBEL, O.; WU, K. Federal market information technology in the post flash crash era: Roles for Supercomputing. *Proceedings of the fourth workshop on High performance computational finance*, p. 23–30, 2011.

BLACK, F. Toward a Fully Automated Stock Exchange. *Financial Analysts Journal*, v. 27, n. 4, p. 28–35, 1971.

BOROCHIN, P.; RUSH, S. *Identifying and Pricing Adverse Selection Risk with VPIN*. Available at SSRN 2599871, 2016.

BOSQUE, L. M. *Estimação da probabilidade de negociação privilegiada por meio de inferência bayesiana*. 2016. 141 f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade De Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de Brasília, Brasília, 2016.

CARHART, M. M. On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, v.

52, n. 1, p. 57–82, 1997.

CHEN, S.; CHIEN, C. C.; CHANG, M. J. Order flow, bid-ask spread and trading density in foreign exchange markets. *Journal of Banking and Finance*, v. 36, n. 2, p. 597–612, 2012.

COOPER, D. R.; SCHINDLER, P. S. *Métodos de pesquisa em administração*. Porto Alegre/RS. Bookman, 7. ed., 2003.

COPELAND, T. E.; GALAI, D. Information effects on the bid-ask spread. *The Journal of Finance*, v. 38, n. 5, p. 1457–1469, 1983.

CRESWELL, J. W. *Projeto de pesquisa: Métodos qualitativo, quantitativo e misto*. Porto Alegre/RS. Artmed, 2. ed., 2007.

DATTELS, P. *The Microstructure of Government Securities Markets*. International Monetary Fund, v. 95, n.117, Working Paper., 1995.

DEMSETZ, H. The Cost of Transacting. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 82, n. 1, p. 33–53, 1968.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, v. 74, n. 366, p. 37–41, 1979.

DING, D. K. The determinants of bid-ask spreads in the foreign exchange futures market: A microstructure analysis. *Journal of Futures Markets: Futures, Options, and Other Derivative Products*, v. 19, n. 3, p. 307-324, 1999.

DUARTE, J.; YOUNG, L. Why is PIN priced? *Journal of Financial Economics*, v. 91, n. 2, p. 119–138, 2009.

EASLEY, D.; KIEFER, N. M.; O'HARA, M.; PAPERMAN, J. B. Liquidity, Information, and Infrequently Traded Stocks. *The Journal of Finance*, v. 51, n. 4, p. 1405–1436, 1996.

EASLEY, D.; ENGLE, R. F.; O'HARA, M.; WU, L. Time-varying arrival rates of informed and uninformed trades. *Journal of Financial Econometrics*, v. 6, n. 2, p. 171–207, 2008.

EASLEY, D.; HVIDKJAER, S.; O'HARA, M. Factoring information into returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 45, n. 2, p. 293–309, 2010.

EASLEY, D.; PRADO, M. M. L.; O'HARA, M. Flow Toxicity and Liquidity in a High Frequency World. *Review of Financial Studies*, v. 25, n. January, p. 1457–1493, 2012.

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. *The Journal of Portfolio Management*, v. 37, n. 2, p. 118–128, 2011.

EASLEY, D.; PRADO, M. M. L.; O'HARA, M. VPIN and the Flash Crash: A rejoinder. *Journal of Financial Markets*, v. 17, n. 1, p. 47–52, 2014.

- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, v. 116, n. 1, p. 1–22, 2015.
- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, v. 33, n. 1, p. 3–56, 1993.
- GARCIA, M. G. P.; URBAN, F. *O Mercado Interbancário de Câmbio no Brasil*. Texto para Discussão, 2004.
- GLOSTEN, L. R.; MILGROM, P. R. Bid, Ask, and Transaction Prices in a Specialist Market with Heterogeneously Informed Traders. *Journal of Financial Economics*, v. 14, p. 71–100, 1985.
- GONÇALVES, P. E.; HUA SHENG, H. O apreçamento do spread de liquidez no mercado secundário de debêntures. *Revista de Administração - RAUSP*, v. 45, n. 1, p. 30–42, 2010.
- GREENE, W. H. *Econometric analysis*. New Jersey. Upper Saddle River, 5.ed., 2002.
- GROSSMAN, B. S. J.; STIGLITZ, J. E. On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *The American Economic Review*, v. 70, n. 3, p. 393–408, 1980.
- GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. *Econometria básica*. Rio de Janeiro/RJ. AMGH, 5. ed., 2011.
- GYNTELBERG, J.; LORETAN, M.; SUBHANIJ, T. Private information, capital flows, and exchange rates. *Journal of International Money and Finance*, v. 81, p. 40–55, 2018.
- HULL, J. C. *Fundamentos dos Mercados Futuros e de Opções*. São Paulo/SP. Bolsa de Mercadorias & Futuros, 5. ed., 2010.
- JACOBY, G.; FOWLER, D.; GOTTESMAN, A. The capital asset pricing model and the liquidity effect: A theoretical approach. *Journal of Financial Markets*, v. 3, p. 69–81, 2000.
- KING, M. R.; OSLER, C. L.; RIME, D. The market microstructure approach to foreign exchange: Looking back and looking forward. *Journal of International Money and Finance*, v. 38, p. 95–119, 2013.
- KUNKEL, F. I. R.; CERETTA, P. S.; VIEIRA, K. M.; GIRARDI, V.; RIGHI, M. B. Temporal Behavior of the Liquidity in the Brazilian Market : An analysis from 1995 to 2012 through markov switching autoregressive models. *Revista de Administração da UNIMEP*, v. 12, n. 2, p. 21–41, 2014.
- KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, v. 54, n. 1–3, p. 159–178, 1992.
- KYLE, A. S. Continuous Auctions and Insider Trading. *Econometrica*, v. 53, n. 6, p. 1315–1335, 1985.
- LEI, Q.; WU, G. Time-varying informed and uninformed trading activities. *Journal of*

Financial Markets, v. 8, n. 2, p. 153–181, 2005.

LIN, H.-W. W.; KE, W. C. A computing bias in estimating the probability of informed trading. *Journal of Financial Markets*, v. 14, n. 4, p. 625–640, 2011.

MADHAVAN, A. Market microstructure: A survey. *Journal of financial markets*, v. 3, n. 3, p. 205-258, 2000.

MARQUEZIN, C. L. *Custo de liquidez do contrato futuro de soja na BM& - Bovespa, no período de 2010 a 2013*. 2013. 91 f. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) - Departamento de Economia Aplicada, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2013.

NEWKEY, W. K.; WEST, K. D. A Simple, Positive Semi-definite Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, v. 55, p. 703–708, 1987.

O'HARA, M. *Market Microstructure Theory*. Cambridge: Blackwell Publishers, 1. ed., 1995.

O'HARA, M. Presidential address: Liquidity and price discovery. *Journal of Finance*, v. 58, n. 4, p. 1335–1354, 2003.

PHILLIPS, P. C. B.; PERRON, P. Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, v. 75, n. 2, p. 335–346, 1988.

RIBEIRO, J. E.; SOUZA, A. A.; CARVALHO, G. A.; AMARAL, H. F. The Impact of the Introduction of Market Makers on the Negotiations of the Brazilian Depository Receipts. *RCCC – Revista Catarinense da Ciência Contábil*, v. 18, n. 54, p. 1–16, 2019.

RIBEIRO, K. C. S.; SOUSA, A. F. DE; ROGERS, P. Preços do café no Brasil: variáveis preditivas no mercado à vista e futuro. *REGE Revista de Gestão*, v. 13, n. 1, p. 11–30, 2006.

SIQUEIRA, L. S.; AMARAL, H. F.; CORREIA, L. F. The effect of asymmetric information risk on returns of stocks traded on the BM&FBOVESPA. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 28, n. 75, p. 425–444, 2017.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. *Econometria*. São Paulo/SP. Pearson, 1. ed., 2004.

TONIN, J. M.; COSTA JUNIOR, G.; MARTINES FILHO, J. G. Liquidity Costs in Emerging Corn Futures Markets. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, v. 18, n. 6, p. 201–223, 2017.

WOOLDRIDGE, J. M. *Introdução à econometria: uma abordagem moderna*. São Paulo/SP. Editora Cengage Learning, 2. ed., 2010.

YILDIZ, S.; VAN NESS, B.; VAN NESS, R. VPIN, liquidity, and return volatility in the U.S. equity markets. *Global Finance Journal*, 2019.

YOON, H.; ZO, H.; CIGANEK, A. P. Does XBRL adoption reduce information asymmetry? *Journal of Business Research*, v. 64, n. 2, p. 157-163, 2011.