

ISSN: 1679-0731
E ISSN: 1984-5146

REVISTA BRASILEIRA DE FINANÇAS

BRAZILIAN REVIEW OF FINANCE

VOL. 21 NO. 2 (2023): APRIL-JUNE
PUBLISHED: MAY 22, 2023

QUALIS CAPES
A4 (MANAGEMENT)
A4 (ECONOMICS)

IVol. 21 No. 2 (2023): : April-June

Published: 05/22/2023

Articles

Short-selling, the supply sideAre lenders price makers?
Daniel de Sales Casula, Rodrigo De-Losso
1-26

Performance of Brazilian companies with the best socio-environmental practices in the COVID-19 crisis
Francisco Henrique Castro, Pedro Paulo Garcia
27-48

Exchange rates and accounting distortions in hedge operations Hypothetical case with real market data
Gilvan Machado Morais, Pietro Ladeia Christovam, Maria Paula Vieira Cicogna, Ricardo Luiz Menezes da Silva, Maurício Ribeiro do Valle
49-76

Does stock market direction impact the alpha of funds?
Alexandre Noguchi, Adriana Bruscato Bortoluzzo, Michael Viriato Araujo
77-99

Commentary about the article 'The risk of asymmetric information about the liquidity of agricultural commodity futures contracts"
José César Cruz Júnior, Daniel Henrique Dario Capitani, Renato Moraes Silva, Rodrigo Lanna Franco da Silveira
101-111

REVISTA BRASILEIRA DE
FINANÇAS
BRAZILIAN REVIEW OF FINANCE

Short-selling, the supply side: Are lenders price makers?

Daniel de Sales Casula[†]
Rodrigo De-Losso[‡]

Abstract One widely accepted idea is that high lending fees predict negative returns, since high fees capture negative information held by short sellers on the demand side. Tradition sees the supply side as passive, with stock lenders acting as price takers. Recent evidence, however, shows that lenders are not truly passive. This paper analyzes the Brazilian stock loan market, disentangling shifts in the shorting supply and demand curves to understand the mechanism linking the supply side and stock returns. We also connect the shorting supply curve with news reports and verify how lenders react to new information. Our results indicate that lenders decrease the loan supply when they predict negative future returns and use new information to change supply conditions, indicating that lenders are not price takers.

Keywords: Short selling; Loan fee; Lenders; Public information.
JEL Code: G10, G12, G14.

1. Introduction

Short selling now comprises a significant volume of shares traded, increasing the importance of the short market. Most researchers in this area focus on the demand side of the market. Studies suggest that lending fees capture private information from short sellers, on the demand side. Meanwhile, stock lending (supply side) is usually considered not to influence lending fees.

Part of this passive behavior of lenders may be explained by the opacity of the market, that is, by the limited information on borrowing demand in a nontransparent OTC market. However, recent modernization of the securities lending market, with timely information and online platforms, has given lenders a better position to proactively price their lendable assets and manage supply (Duong et al., 2017).

Although most previous researchers on short sales argue that high lending fees predict negative returns, since high fees capture negative information held by short sellers, some recent authors (e.g., Duong et al., 2017) argue that high lending fees predict negative returns even after controlling for shorting

Submitted on February 21, 2021. Revised on September 19, 2022 and November 19, 2022. Accepted on November 21, 2022. Published online in June 2023. Editor in charge: Marcelo Fernandes.

[†]Federação Brasileira de Bancos, Brazil: danielcasula2@hotmail.com
[‡]FEA/USP, Brazil: delosso@usp.br

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146 ©2023 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

demand. They suggest that an additional information component must exist on the supply side.

Following such debate, the goals of this paper are twofold. First, we want to verify whether lenders are price makers. More specifically, we want to verify whether lenders modify loan conditions (price and quantity) independently of changes generated by the demand side. Second, we want to see if lenders are informed and if they use public information to change their lending offers.

Using Brazilian data, we confirm that high lending fees predict negative stock returns. We argue that the supply side, where stock lenders provide supply for fees, also warrants attention. We disentangle the shifts in supply and demand using the technique of Malloy et al. (2005). Then we explore the effect of these shifts on future stock returns. Our results indicate that shorting supply has a statistically relevant relationship with future stock returns. More precisely, we find that lenders decrease loan supply when they predict negative future returns. Thus, we conclude that lenders are active; they modify loan fees and quantities after controlling for changes in the demand side.

For our second goal, we start by confirming the importance of new information in the market. We find that relevant announcements have significant impact on securities prices and on investors' decisions to trade. Therefore, it behooves us to relate announcements to the supply curve to help characterize whether and how lenders use new information to modify their lending offers.

Since only relevant information is likely to affect securities prices, we separate different types of announcements into categories, following B3's[1] classification. Many announcements contain irrelevant information, which could lead to an underestimation of announcements' impact on the market. Additionally, some announcements include news that is no surprise to the market—these would mitigate their overall impact on stock returns. Therefore, in our models, we consider only announcements of relevant facts and of economic-financial data.

Moreover, positive and negative announcements tend to affect securities prices differently. An announcement is said to be positive if the difference between the stock return minus the expected stock return on day t is greater than zero; and negative if the difference is less than zero. To include some announcements considered to be neutral, we also run our models with an interval imposed for positive and negative announcements.

By separating different categories and the sign of announcements, we find that lenders do process them when they are released. More specifically, when lenders are informed of positive news, they increase their shorting supply—

[1] Brazilian Stock Market.

decrease their restriction of shorting supply. By contrast, negative announcements induce lenders to increase restriction of shorting supply. Our results also indicate that lenders are more responsive to economic-financial data announcements to modify their offers. Despite B3 classification of announcements as relevant facts, some of their information may provide no clear perspective on stock returns. In contrast, information from economic-financial data announcements seems clearer and easier for lenders to understand. Overall, we conclude that lenders do process information when it is released.

Together, our findings indicate that lenders are not simply price takers. They change their lending offers when they predict negative future returns, and they also use new information to modify supply conditions.

Lastly, Brazil's regulatory structure contributes to this research question. In Brazil, all lending deals must be registered in the B3 lending platform. This is unlike most other lending markets. This unusual feature allows for a complete picture of lending activity for the whole market at a daily frequency. In addition, Brazil's market has the same standard empirical facts as the equity lending market documented in the US and Europe (Chague et al., 2019).

The rest of this paper is as follows. Section 2 discusses the literature on short selling activity and its market. Section 3 discusses the Brazilian stock loan market, highlighting its peculiarities, and the data set we use. Section 4 presents the empirical approach and results, and Section 5 concludes.

2. Literature review

Short selling is very common in advanced countries, comprising a significant percentage of the volume of shares traded, e.g. 24% on the NYSE and 31% on Nasdaq in 2005 (Diether et al., 2009). The practice is similar in Brazil. In recent years, short selling corresponds to 25% of the volume of shares traded (Chague et al., 2019).

Despite its widespread use, agents have mixed feelings about the implications of short selling. On one hand, some suggest that short selling improves the efficiency of market information (e.g., Saffi and Sigurdsson, 2011; Boehmer and Wu, 2013, among others). Along these lines, several empirical researchers argue that short selling is beneficial to the market. Short sellers convey new negative information. They even perform a governance role by uncovering profit manipulation and discouraging fraudulent activities (Duong et al., 2017). Additionally, Massa et al. (2015) suggest that short selling encourages insiders to release private information, and Deng and Gao (2018) say that short selling plays an important role in monitoring firm insiders.

On the other hand, some consider short selling a dangerous operation, seeing it as an inherently speculative. For instance, in 2011, some European

countries banned short selling in an effort to reduce volatility and mitigate a downward spiral in stock prices. However, Alves et al. (2016) find that these bans hampered liquidity. Bid-ask spread increased following the bans' implementation. They find that stocks subject to the bans exhibit a longer delay in assimilating negative common-wide information over the course of the bans, meaning that these regulations have failed to achieve their goals.

Given the importance of the short market, researchers have devoted considerable attention to the practice, mostly focusing on the demand side of it. Lending fees are widely believed to capture information from short sellers. Engelberg et al. (2012) argue that the information advantage of short sellers lies in their ability to process publicly available information. Karpoff and Lou (2010) and Boehmer et al. (2020) find evidence that short sellers actually anticipate earnings surprises, financial misconduct, and analyst downgrades. Chague et al. (2017) argue that well-connected short sellers with low demand costs pay significantly lower lending fees. They show that short sellers, both individuals and institutions, profit from their skills rather than from private information.

Regarding market structure, Kolasinski et al. (2013) argue that research costs in the capital loan market represent significant barriers to short sellers, and that lowering barriers would improve the operation of this market. According to Kolasinski et al. (2013), the stock lending market remains relatively opaque, despite increased accessibility of electronic networks. These authors claim that research costs can be reduced or possibly eliminated by the creation of a central reporting mechanism for sharing prices and loan availability. Accordingly, recent regulatory and market changes give potentially more bargaining power to lenders, placing them in a better position to manage their lending desks (Duong et al., 2017). Lenders have responded eagerly to maximize income from their portfolios (SEC, 2014).

On the supply side of the market, Duong et al. (2017) state that high lending fees predict negative returns even after controlling for shorting demand. They suggesting that an additional information component exists on the supply side. They posit that lenders incorporate not only the past and current shorting demands, but also the expected future demand in their lending fees. Duong et al. (2017) conclude that, along with short sellers, lenders contribute to the price discovery process. However, these authors' proxy for shorting demand (short interest) is controversial—it actually represents the intersection of supply and demand. A low level of short interest may not indicate low shorting demand, since stocks that are impossible to short have an infinite shorting cost, coupled with a zero level of short interest (Malloy et al., 2005).

Several authors construct proxies for shorting supply, shorting demand,

equilibrium price (e.g., rebate rate), and equilibrium quantity (e.g., short interest). Asquith et al. (2005) combine both short interest and institutional ownership data to identify stocks with high shorting demand and low shorting supply. Malloy et al. (2005) criticize the use of these proxies and propose a new empirical strategy to classify supply and demand shifts in the equity lending market. They proceed as follows: for a given security, a decrease in the stock loan fee (i.e., price) coupled with an increase in shares lent out (i.e., quantity) corresponds to an increase in shorting supply—any combination of a price reduction with an increase in quantity would cause a shift out of the supply curve. On the other hand, an increase in loan fees coupled with a decrease in shares lent out would point to a decrease in shorting supply. An analogous idea is applied to shorting demand shifts. Using this strategy, they construct dummy variables that encompass all four movements in loan prices and quantities.

Focusing on the universe of smalls stocks and identifying inwards and outwards supply and demand shifts for short, Malloy et al. (2005) conclude that the relationship between high shorting costs and future negative returns is driven mainly by demand shifts. The authors emphasize the importance of separating the supply and demand effects in order to understand the driving mechanism linking the shorting market and stock returns.

However, the identification strategy of Malloy et al. (2005) has its limitations. First, if a reduction in supply is followed by a reduction in demand on a larger scale, an observer will see a lower loan fee and lower quantity. Therefore, they will fail to identify the supply shift at all. Moreover, these authors' strategy does not distinguish between large and small shifts. This could matter if effects are increasing with the size of the shifts (Chague et al., 2014). We use their strategy; however, in our analysis it is enough to know which shift is preponderant in a period. This refinement obviates the limitations of the strategy.

Kaplan et al. (2013) study the effect on stock prices of a supply shock of lendable shares. They find that exogenous changes in loan supply have significant effects on loan fees and quantities, but no adverse effect on security prices. In other words, the returns of stocks that are made available to lend are no different from those of other stocks, suggesting that funds can lend out their stocks to earn lending fees without fearing negative consequences for the value of their holdings.

Overall, stock lending is an opportunity for lenders to generate additional income. By lending securities, lenders earn fees and the appreciation of loaned securities. In case of negative stock return, loan fees help lenders minimize their losses. However, Evans et al. (2017) find that actively man-

aged equity funds that lend securities underperform, relative to similar funds that do not lend. This underperformance is concentrated among funds with investment restrictions (unable to sell stocks), which helps to explain why fund managers lend, rather than sell, stocks with high short selling demand. An alternative explanation is managers' overconfidence.

3. Stock loan market in Brazil

In this section, we examine features of the stock loan market in Brazil. The Brazilian Securities Commission (CVM) regulates the securities lending market in Brazil. Due to the regulatory system, all lending deals must be registered in the B3 lending system. Ready availability of data from the centralized Brazilian lending market contrasts with most other countries' markets, where data on lending deals is generally incomplete. This feature of the Brazilian market makes it possible for us to have a complete picture of lending activity for the whole market at a daily frequency.

Another feature in the Brazilian lending market is that all loan deals are collateralized with Treasury securities,[2] so that all lending transactions are negotiated in terms of explicit loan fees. In the US market, the loan fee is implicitly given by the "rebate" rate, which is the fee that the lender must pay back to the borrower of that stock. The borrower must leave collateral and, in turn, the lender pays the rebate rate to the short seller as interest on this collateral. The spread between the interest rate on cash funds and the rebate rate is often called the loan fee.

The lending system in Brazil works as follows. B3 provides a platform called BTC Securities Lending System where brokers electronically register their offers. Usually, lenders place their shares for loan and borrowers can hit the offers. Borrowers may also place their bids, but this is not a common practice. More than 99% of offers come from lenders (Chague et al., 2014). Over-the-counter (OTC) deals are also possible. Indeed the Brazilian lending market is mostly OTC, as are other lending markets in the US and other countries. In either case, electronic or OTC, the BTC registers the information for every deal. As a result, the BTC data set contains historical (order-by-order) information on the entire securities lending market in Brazil at a daily frequency.

Another unique feature of Brazil's market is its local tax legislation. Until August 2014, a difference in tax treatment of interest on equity between distinct investors generated a tax arbitrage opportunity. Individual investors used to pay a tax rate of 15% while financial institutions were exempt. Since in-

[2] The collateral is deposited in B3, which acts as the central counterpart to all lending transactions.

vestors have different income tax deductions, there was a chance to profit, and a reason to borrow stocks for reasons other than short selling. The difference in tax treatment was initially created to avoid double taxation. However, investors were using stock lending to take advantage of the law (Bonomo et al., 2017). In 2015, the repeal of the law eliminated differences in taxation.

3.1 Data set

We observe the universe of lending deals traded on the Brazilian stock lending market from January 2013 to December 2017. For each lending deal, we have information on the loan quantity and the loan fee. To create our variables related to stock returns, this part of our data set covers from January 2012 to April 2018, since it includes lagged and forward stock returns. These variables are: AdjRet (accumulated risk-adjusted return in percentage, from 1 to 6 weeks ahead), r_{-1} (last week return, in percentage) and momentum (return from week $t-52$ to $t-2$, in percentage).

This paper also constructs variables related to short selling activity. In using the entire data set, we implicitly assume that short selling is the major factor explaining why investors borrow a stock. This is consistent with Clearstream (2014), who argues that despite stocks being borrowed for numerous reasons, such as voting, dividend arbitrage, or funding trade, the primary reason is for short selling.

We apply two filters to our data set. First, to avoid working with illiquid stocks, we restrict our data to stocks that fulfill the criteria used by the Brazilian Center for Research in Financial Economics (NEFIN) to calculate short interest:[3] (i) the stock is the most traded share of the firm between ordinary and preferential shares;[4] (ii) the stock was traded on more than 80% of the days in the previous year with volume greater than R$ 500,000 per day — if the stock was listed in the previous year, the period considered extends from the listing day to the last day of the year; (iii) the stock was initially listed prior to December of year $t-1$. This gives us 155 stocks.

The second filter is as follows. The tax treatment of interest on equity differs by investors' type, generating a tax arbitrage opportunity. As a result, on days around the ex-date of interest on equity, the loan fees are artificially high. Individuals could then lend shares to financial institutions at a higher loan fee, since the institutions receive interest on equity without paying taxes. While institutions profit by 15% of the interest on equity minus the loan fee, individuals receive a higher fee. Considering that the loan fees are artificial

[3] Available at the NEFIN webpage on `http://www.nefin.com.br/short_interest.html` - last access: February 15, 2021.

[4] Preferential shares, unlike those in the US, means only that their owner receives a dividend first.

around those days, we exclude observations two weeks before and one week after the ex-date. Since the tax arbitrage opportunity ended in 2014, we apply this filter only to 2013 and 2014. To avoid extremely high and artificial loan fees, we also exclude from our data deals with loan fees above the 99th percentile of our sample.

Our data set comes from different investment platforms. From Economatica, we match our loan data to historical equity prices (adjusted by inplits, splits and dividend payouts), market value, trading volume and shares outstanding. The average bid-ask spread comes from Bloomberg. We obtain the risk factors to calculate risk-adjusted returns from NEFIN.[5]

Additionally, announcements are from B3. Certain filters help us better handle these data. First, we account for the days of announcements only, meaning that we flag days that have at least one announcement. The second filter relates to the official trading hours, since Brazil observed Daylight Saving Time throughout the period under analysis.[6] The usual closing hour of the Brazilian stock market is 5 p.m., but it changed to 6 p.m. between November and February. Therefore, if announcements were disclosed on day t after the closing hour, we flag the day $t+1$. Announcements disclosed on weekends and holidays are also assumed to be disclosed on the next trading day.

Taking into account all filters mentioned above, we have 34,587 stock day observations flagged with at least one announcement. However, irrelevant announcements lead to an underestimation of the relation between new information and stock returns, distorting the relationship between announcements and shifts in the lending supply curve. Accordingly, we create three different types of announcements based on B3's classifications. Type 1 encompasses only announcements of relevant facts. Type 2 includes announcements of economic and financial data. Lastly, Type 1&2 combines these two previous categories, meaning that the day t will be flagged if there is at least one announcement disclosed, regardless of the type.

Moreover, positive and negative information tend to affect securities prices in different ways. We classify announcements as positive if the difference between the stock return minus the expected stock return on day t is greater than zero. In turn, we consider announcements to be negative if this difference is less than zero. We obtain expected returns by means of

$$\text{Return}_{i,t} = \alpha_i + \beta_{1i}\text{MF}_{i,t} + \beta_{2i}\text{SMB}_{i,t} + \beta_{3i}\text{HML}_{i,t} + \beta_{4i}\text{WML}_{i,t} + e_{i,t}, \quad (1)$$

[5]To calculate risk-adjusted returns we account for the following risk factors: market factor (MF), SMB factor, HML factor and WML factor. See NEFIN's webpage: http://www.nefin.com.br/risk_factors.html - last access: February 15, 2021.

[6]Since April 2019, DST is no longer in use in Brazil.

and then isolate the residual:

$$\hat{e}_{i,t} = \text{Return}_{i,t} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_{1i}\text{MF}_{i,t} - \hat{\beta}_{2i}\text{SMB}_{i,t} - \hat{\beta}_{3i}\text{HML}_{i,t} - \hat{\beta}_{4i}\text{WML}_{i,t}. \quad (2)$$

If an announcement was made on day t and $\hat{e}_{i,t} > 0$, then we consider the announcement as positive. If an announcement was on day t and $\hat{e}_{i,t} < 0$, the announcement is considered to be negative.[7] Our sample contains 3,897 positive Type 1&2 announcements, 1,769 positive Type 1, and 2,365 positive Type 2. As for negative announcements, our sample contains 3,830 Type 1&2, 1,676 Type 1 and 2,350 Type 2.

Tables 1 and 2 present the summary statistics of key variables from January 2013 to December 2017 traded on the Brazilian stock lending market on daily and weekly frequencies, respectively. At the daily level, the loan fee is, on average, 2.67% (median 1.00%), which is very close to that reported by Chague et al. (2017). This figure is much higher than in the US, for example. One possible explanation is the high stock market volatility in Brazil, seen in the high standard deviation. The median risk-adjusted return is −0.01%, which we expect, while the natural logarithm of the value market (size) is, on average, 15.52, with quite low dispersion. In addition to the logarithm effect, the low standard deviation reflects our restricted data set; since we avoid working with illiquid stocks, we mostly observe large companies—stocks that match the criteria used by NEFIN. The average turnover is 0.48%, while the average bid-ask spread is 0.40%.

Table 2, in turn, presents average weekly stats, which align better with the methodology used in the next sections—following Malloy et al. (2005). Overall, the statistics are similar to those presented in Table 1. For example, average weekly loan fee is 2.77% (median 1.20%), not much different from the daily average. From weekly adjusted-risk returns, the dispersion expands as we increase the number of weeks, as expected.

4. A closer look at the shorting supply

We first assess, in Section 4.1, the hypothesis that high lending fees predict negative future returns. In Section 4.2, we verify whether the relation between high loan fees and negative future returns is also driven by the supply side. Applying a technique used by Malloy et al. (2005), we disentangle the demand and supply shifts, in order to help understand the driving mechanism linking the shorting supply and stock returns.

[7] To consider some announcements as neutral, we also run our models imposing an interval (−1%, 1%). Under this definition, an announcement is positive if it is made on day t and $\hat{e}_{i,t} \geqslant 1\%$. In turn, an announcement is negative if it occurs on day t and $\hat{e}_{i,t} \leqslant -1\%$. Other intervals are also considered.

Table 1
Descriptive statistics - Daily stats

Variable	N	Mean	Standard Deviation	25th percentile	Median	75th percentile
LoanFee (%)	124,524	2.67	4.37	0.27	1.00	3.00
Size	159,143	15.52	1.48	14.60	15.47	16.43
Turnover (%)	150,858	0.48	0.87	0.15	0.29	0.54
BAspread (%)	162,422	0.40	1.12	0.12	0.19	0.35
AdjRet (%)	151,068	0.04	2.37	−1.10	−0.01	1.11

This table presents summary daily statistics of key variables of trades on the Brazilian stock lending market from January 2013 to December 2017. LoanFee is the value-weighted loan fee (annualized) of the day, in percentage. Size is the natural logarithm of the value market. Turnover is composed of trading volume divided by market cap, in percentage. BAspread is the average daily bid-ask spread, where bid-ask spread is the difference between the closing daily ask price and bid price, relative to the average of the daily bid and ask prices, in percentage. AdjRet is the risk-adjusted return that takes into account risk factors (MF, SMB, HML, and WML), in percentage.

For our second goal, we start by confirming the importance of new information in the market. Relevant announcements have significant impact on securities prices and on investors' decisions to trade; hence, it seems useful to link them with supply shifts to help understand if lenders modify their lending offers around announcements. Section 4.3 verifies the importance of relevant announcements on stock returns.

Lastly, Section 4.4 verifies if lenders modify their lending offers following the release of public information. We consider three different types of announcements based on B3's classification. We also separate positive from negative announcements, since they tend to affect securities prices differently.

4.1 Loan fees and negative future returns

In this first model, we want to test the hypothesis that high lending fees predict negative future returns. In Equation (3), we adopt a panel regression model with stocks' fixed effects and week dummies as additional controls to test whether loan fees help predict future returns:

$$\begin{aligned} \text{AdjRet}_{i,1:6w} = \alpha + \beta_1 \text{LoanFee}_{i,w} + \beta_2 \text{Size}_{i,w} + \beta_3 \text{Turnover}_{i,w} + \\ \beta_4 \text{BAspread}_{i,w} + \beta_5 r_{-1i,w} + \beta_6 \text{Momentum}_{i,w} + \delta_i + \gamma_w + \varepsilon_{i,w}, \end{aligned} \tag{3}$$

where the dependent variable is the accumulated risk-adjusted return in percentage, with $w = 1, ..., 6$ (from 1 to 6 weeks). Robust standard errors are clustered across both weeks and stocks. We take weekly data because it better fits with the methodology used in the next section.

Table 2
Descriptive statistics - Average weekly stats

Variable	N	Mean	Standard Deviation	25th percentile	Median	75th percentile
LoanFee (%)	29,332	2.77	4.31	0.37	1.20	3.16
Size	31,973	15.51	1.49	14.59	15.47	16.42
Turnover (%)	31,972	0.48	0.80	0.17	0.32	0.56
BAspread (%)	32,626	0.40	1.09	0.12	0.19	0.36
r_{-1} (%)	32,743	0.05	4.19	–1.93	0.00	1.97
Momentum (%)	32,743	6.83	52.97	–21.00	2.12	27.95
$\text{AdjRet}_{i,1w}$ (%)	32,743	0.21	5.23	–2.24	0.00	2.44
$\text{AdjRet}_{i,2w}$ (%)	32,743	0.41	7.31	–3.09	0.05	3.64
$\text{AdjRet}_{i,3w}$ (%)	32,743	0.61	8.89	–3.70	0.22	4.61
$\text{AdjRet}_{i,4w}$ (%)	32,743	0.81	10.25	–4.10	0.31	5.45
$\text{AdjRet}_{i,5w}$ (%)	32,743	1.01	11.46	–4.60	0.46	6.25
$\text{AdjRet}_{i,6w}$ (%)	32,743	1.20	12.63	–4.97	0.59	6.92

This table presents the average weekly statistics of key variables of trades on the Brazilian stock lending market from January 2013 to December 2017. LoanFee is the average loan fee (annualized), in percentage. Size is the average of the natural logarithm of the value market. Turnover is the average turnover (trading volume divided by the market cap) in percentage. BAspread is the average bid-ask spread, where bid-ask spread is the difference between the closing daily ask price and bid price, relative to the average of the daily bid and ask prices, in percentage. r_{-1} is last-week return, in percentage. Momentum is the return from week $t-52$ to $t-2$, in percentage. $\text{AdjRet}_{i,1:6w}$ is the accumulated risk-adjusted returns from one to six weeks, in percentage. To create our variables related to stock returns, this part of our data set extends from January 2012 to April 2018.

Our control variables follow those of Boehmer et al. (2008) and Diether et al. (2009). We include variables related to return predictability such as firm size, turnover, last week return, and momentum. Short selling should increases in periods of uncertainty, since short sellers may step in as opportunistic risk bearers during periods of increased uncertainty. Since this increased uncertainty could be caused by asymmetric information or a wider divergence of opinion, we also include bid-ask spread as a control variable. LoanFee is the weekly average loan fee (annualized), in percentage. Size is the weekly average of the natural logarithm of the value market. Turnover is the weekly average turnover (trading volume divided by market cap), in percentage. BAspread is the average bid-ask spread for the week, where bid-ask spread is the difference between the closing daily ask price and bid price, relative to the average of the daily bid and ask prices, in percentage. r_{-1} is the last week return, in percentage. Momentum is the stock return from week $t-52$ to $t-2$, in percentage. δ_i is the individual effect (time-invariant) while γ_w are week dummies (time-specific intercept).

Table 3 is consistent with results of previous studies of short selling in

Table 3
Loan fee and negative future returns

	(1) $\text{AdjRet}_{i,1w}$	(2) $\text{AdjRet}_{i,2w}$	(3) $\text{AdjRet}_{i,3w}$	(4) $\text{AdjRet}_{i,4w}$	(5) $\text{AdjRet}_{i,5w}$	(6) $\text{AdjRet}_{i,6w}$
LoanFee	−0.029*	−0.068***	−0.084***	−0.11***	−0.11***	−0.12***
	(−1.940)	(−3.330)	(−3.500)	(−3.90)	(−3.47)	(−3.26)
Size	−0.816***	−1.533***	−2.423***	−3.35***	−4.26***	−5.12***
	(−5.170)	(−6.760)	(−8.940)	(−10.33)	(−11.74)	(−12.46)
Turnover	0.176	0.288	0.196	0.17	0.10	0.20
	(1.050)	(1.360)	(0.870)	(0.69)	(0.33)	(0.68)
BAspread	0.156	0.452*	0.498**	0.53**	0.54**	0.52**
	(1.260)	(1.810)	(2.020)	(2.09)	(2.49)	(2.19)
r_{-1}	−0.029*	−0.048**	−0.031	0.00	−0.03	−0.04
	(−1.760)	(−2.180)	(−1.120)	(0.03)	(−0.83)	(−1.02)
Momentum	0.002	0.002	0.004**	0.01**	0.01***	0.01***
	(1.380)	(1.490)	(2.150)	(2.48)	(2.74)	(3.22)
Constant	11.340***	21.430***	34.130***	47.44***	60.60***	72.96***
	(4.730)	(6.180)	(8.240)	(9.59)	(10.95)	(11.64)
Nº of Obs.	29.097	29.097	29.097	29.10	29.10	29.10
adj. R^2	0.016	0.027	0.036	0.05	0.06	0.06

This table presents the relationship between loan fees and risk-adjusted stock returns, measured at weekly intervals. The dependent variable is the accumulated risk-adjusted return in percentage, with $w = 1, ..., 6$ (from 1 to 6 weeks). LoanFee is the average loan fee (annualized), in percentage. Size is the average of the natural logarithm of the value market. Turnover is the average turnover (trading volume divided by the market cap), in percentage. BAspread is the average bid-ask spread, where bid-ask spread is the difference between the daily closing bid price and ask price, relative to the average of the daily bid and ask prices, in percentage. r_{-1} is last-week return, in percentage. Momentum is the return from week $t - 52$ to $t - 2$, in percentage. The period is January 2013 to December 2017. T-statistics are in parentheses. The estimation includes stocks' fixed effect and week dummies as additional controls. Standard errors are robust. *, **, and *** denote statistical significance at the 10%, 5%, and 1% levels, respectively.

other markets. Its main result shows a statistically significant negative relation between loan fees and future returns, captured by the negative coefficient of the LoanFee variable. This evidence favors the hypothesis that high loan fees help predict negative future returns. We can now check whether this relation is driven by the supply or the demand side, or both.

4.2 Supply and demand shifts in the lending market

An apparent consensus among experts is that lending fees capture information from short sellers. Short sellers are often known as skilled traders and/or those with private information (Chague et al., 2014). Nevertheless, we want to verify if such a relation between high loan fees and negative future returns is driven not only by the demand side, but also by the supply side. Our results indicate that the supply side also deserves attention.

We next disentangle the supply and demand shifts to verify whether the supply side has an important relationship with future stock returns. To do this, we classify supply and demand shifts in the manner of Malloy et al. (2005). For a given security, an increase in the stock loan fee (i.e., price) coupled with an increase in shares lent out (i.e., quantity) corresponds to an increase in shorting demand. On the other hand, a decrease in the stock loan fee coupled with a decrease in shares lent out indicates a decrease in shorting demand. We apply an analogous procedure to verify shorting supply shifts. We cannot confirm that this is the only shift that occurred, as those authors indicate. However, when an increase in price is coupled with an increase in quantity, a demand shift outwards must have occurred. We assume that demand curves are not upward sloping and that supply curves are not downward sloping. Overall, with this technique, we can isolate shorting supply from shorting demand and verify whether the supply side has any significant relationship with stock returns.

We work with weekly data since it best captures trends of price and quantity movements. Daily variations can be too erratic, which would impair our analysis. We also consider the median duration of a shorting deal in Brazil, which is over two weeks (Chague et al., 2019).

Therefore, over the designated time horizon (week), if an increase in the stock loan fee is coupled with an increase in shares lent out, a demand shift out has occurred, and we flag it as a dummy variable named DOUT. If we record at least one demand shift in, we flag it as a dummy variable named DIN. Similarly, if there is at least one supply shift out, SOUT; and at least one supply shift in, SIN. By classifying shifts in this way, we can identify shifts in shorting supply and demand, and explore the effect of these shifts on future stock returns.

We run a panel regression model with stocks' fixed effects and week dummies as additional controls, to verify the relationship between supply and de-

mand shifts with future stock returns:

$$\begin{aligned}\text{AdjRet}_{i,1:6w} = \alpha + \beta_1 \text{SOUT}_{i,w} + \beta_2 \text{SIN}_{i,w} + \beta_3 \text{DOUT}_{i,w} + \beta_4 \text{DIN}_{i,w} \\ + \beta_5 \text{Size}_{i,w} + \beta_6 \text{Turnover}_{i,w} + \beta_7 \text{BAspread}_{i,w} + \beta_8 r_{-1i,w} \\ + \beta_9 \text{Momentum}_{i,w} + \delta_i + \gamma_w + \varepsilon_{i,w},\end{aligned} \tag{4}$$

where the dependent variable is the accumulated risk-adjusted return in percentage, with $w = 1, ..., 6$. The control variables are those listed in the previous section. Robust standard errors are clustered across both weeks and stocks. Results are reported in Table 4.

The only difference between Equations (3) and (4) is that we replace LoanFee by the four dummies movements (SOUT, SIN, DOUT, and DIN). It is not a straightforward decomposition (nor an exactly perfect one). Instead, the idea is to apply specific clippings to better understand the problem: to verify whether the supply or demand side, or both, has an important relationship to future stock returns. To check the week movement, we must look at the variation of the loan fee for the week, which is the price movement. More precisely, as mentioned in Section 4.1, over the designated horizon (week), if an increase in the stock loan fee is coupled with an increase in shares lent out, a demand shift out has occurred, and we flag it as a dummy variable named DOUT—we apply an analogous idea to the other movements. Therefore, we are actually considering loan fees to assemble the dummies.

Even after controlling for size, turnover, bid-ask spread, last-week return, and momentum, Table 4 shows a statistically significant negative relation between demand shift outward and future returns, captured by the negative coefficient of the DOUT variable from the third week ahead. This result indicates that short sellers increase the shorting demand when they predict negative future returns. This is consistent with results of previous studies. An increase in demand by short is typically interpreted as a signal of negative future return.

Table 4 also shows a negative and statistically significant coefficient for SIN from the third week ahead, meaning that the accumulated stock return is negative after lenders restrict their short offers. Therefore, from $\hat{\beta}_2$, we infer that lenders restrict their short offers when they predict a negative future return. This means that lenders are indeed price makers; they modify loan conditions (price and quantity) independently of changes generated by the demand side. If the supply side were not important, the coefficient should be nonsignificant.

Duong et al. (2017) posit that lenders incorporate not only the past and current shorting demands, but also the expected future demand, into their lending fees. If this were the case, when lenders predict an increase in future

Table 4
Supply and demand shifts in the lending market

	(1) $\text{AdjRet}_{i,1w}$	(2) $\text{AdjRet}_{i,2w}$	(3) $\text{AdjRet}_{i,3w}$	(4) $\text{AdjRet}_{i,4w}$	(5) $\text{AdjRet}_{i,5w}$	(6) $\text{AdjRet}_{i,6w}$
SOUT	−0.020	−0.222	−0.224	−0.301	−0.35	−0.32
	(−0.170)	(−1.410)	(−1.170)	(−1.370)	(−1.41)	(−1.15)
SIN	−0.118	−0.211	−0.476**	−0.555**	−0.59**	−0.48*
	(−0.990)	(−1.300)	(−2.420)	(−2.490)	(−2.37)	(−1.76)
DOUT	−0.112	−0.207	−0.401**	−0.501**	−0.66***	−0.59**
	(−0.950)	(−1.310)	(−2.070)	(−2.290)	(−2.66)	(−2.17)
DIN	−0.069	−0.250	−0.224	−0.261	−0.38	−0.25
	(−0.590)	(−1.610)	(−1.150)	(−1.210)	(−1.56)	(−0.94)
Size	−0.788***	−1.443***	−2.325***	−3.215***	−4.09***	−4.88***
	(−5.260)	(−6.780)	(−9.130)	(−10.650)	(−12.03)	(−12.88)
Turnover	0.158	0.232	0.127	0.096	0.03	0.12
	(0.990)	(1.150)	(0.600)	(0.420)	(0.11)	(0.45)
BAspread	0.127	0.410*	0.399*	0.471**	0.45**	0.47**
	(1.120)	(1.880)	(1.820)	(2.080)	(2.20)	(2.22)
r_{-1}	−0.024	−0.042**	−0.027	0.002	−0.04	−0.04
	(−1.560)	(−2.050)	(−1.010)	(0.060)	(−1.00)	(−1.05)
Momentum	0.001	0.002	0.003*	0.005**	0.01**	0.01***
	(1.240)	(1.280)	(1.830)	(2.200)	(2.53)	(2.92)
Constant	10.910***	19.940***	32.510***	45.230***	58.07***	69.49***
	(4.770)	(6.130)	(8.360)	(9.850)	(11.23)	(12.05)
Nº of Obs.	31.790	31.790	31.790	31.790	31.79	31.79
Adj. R^2	0.015	0.026	0.034	0.044	0.05	0.06

This table presents the relationship between supply and demand shifts, measured at a weekly frequency, with accumulated risk-adjusted stock returns. The dependent variable is the accumulated risk-adjusted return in percentage, with $w = 1, ..., 6$ (from 1 to 6 weeks). SOUT is a dummy variable for an outward supply shift. SIN is a dummy variable for an inward supply shift. DOUT in a dummy variable for an outward demand shift. DIN is a dummy variable for an inward demand shift. Size is the average natural logarithm of the market value. Turnover is the average turnover (trading volume divided by market cap), in percentage. BAspread is the average bid-ask spread, where bid-ask spread is the difference between the closing daily bid price and ask price, relative to the average of the daily bid and ask prices, in percentage. r_{-1} is last-week return, in percentage. Momentum is the return from week $t - 52$ to $t - 2$, in percentage. The period is January 2013 to December 2017. T-statistics are in parentheses. The estimation includes stocks' fixed effect and week dummies as additional controls. Standard errors are robust. *, **, and *** denote statistical significance at the 10%, 5%, and 1% levels, respectively.

shorting demand, they should increase their lending offers and raise loan fees in order to generate an additional income. An increase in supply followed by an increase in demand may result in higher fees and quantities. This is the case if the coefficient of SOUT is negative. We do find a negative coefficient, although $\hat{\beta}_1$ is not statistically significant.

Overall, our results indicate that when lenders predict negative future returns, instead of raising loan fees, they restrict their short offers and probably sell their stocks. Our finding aligns with that of Evans et al. (2017), who state that actively managed equity funds that lend securities underperform similar funds that do not lend but sell them. Additionally, Evans et al. (2017) find that underperformance is concentrated among funds with investment restrictions. Hence, one possible explanation for our findings is that, if no restrictions are imposed, and lenders predict negative future returns, lenders do not raise their offers and fees but sell their stocks.

4.3 The importance of relevant announcements

Our results so far indicate that lenders decrease their lending offers when they predict negative future returns. Our second goal is to analyze how lenders predict that. We check whether lenders are informed, and whether they use public information to change their lending offers. In so doing, we suggest that lenders convey material information through their behavior around the arrival of new information in the market.

We start by confirming the importance of new information in the market. Relevant announcements have significant impact on securities prices and on investors' decisions to trade. To verify this, we estimate a panel regression model with stocks' fixed effect and dummies for days as additional controls:

$$R_{i,t:t+2} = \alpha + \beta_1 \text{PositiveNews}_{i,t} + \beta_2 \text{NegativeNews}_{i,t} + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (5)$$

where the dependent variable, risk-adjusted return in percentage for stock i, varies from day t to day $t+2$, with t the day of the announcement. $\text{PositiveNews}_{i,t}$ is a dummy variable, which is equal to one if at least one announcement is disclosed on the day t and $\hat{e}_{i,t} > 0$ (the difference between the stock return minus the expected stock return on day t is greater than zero, as shown in Equation (2)). Similarly, $\text{NegativeNews}_{i,t}$ is a dummy variable which is equal to one if at least one announcement is disclosed on day t and $\hat{e}_{i,t} < 0$. δ_i is the (time-invariant) individual effect and γ_t is the time-specific intercept.

We next separate different types of information into categories, following B3's classification. Type 1 encompasses only announcements of relevant facts, including acquisition of shares, shareholder agreements, and new

investment projections, among others. Type 2 involves announcements of economic-financial data such as financial statements, earnings releases, and rating reviews. Type 1&2 includes both types.

Table 5 indicates that on days with relevant announcement releases, stock return increases. As expected, the relation between positive announcements and stock return on day t is strongly positive and statistically significant. The same is true for negative announcements. The relation between negative announcements and stock return on day t is strongly negative statistically significant. The effects of announcements of both types (positive and negative) on stock returns also appear to spill over to the next trading day, $t+1$, although at less significant levels. However, no statistically significant effect occurs on day $t+2$. This suggests that the market fully absorbs the new information by that point.

Therefore, since new information in the market affects securities prices, it seems useful to link them with supply shifts inwards (SIN)—the relevant shift from the supply side in Equation (4)—to help understand whether and how lenders use new information to modify their lending offers around announcements.

4.4 Do lenders better process public information?

Our findings so far indicate the importance of announcements on the market and show that lenders restrict their lending offers when they predict negative future returns. Next, we verify whether lenders restrict their lending offers after the release of public information. In other words, we want to confirm if lenders are informed, and if they use new information to change their lending offers.

In order to verify if and how lenders restrict their lending offers after new public information is available, we proceed as follows. We run a panel regression model with stocks' fixed effects and day dummies as additional controls:

$$\begin{aligned} \text{SIN}_{i,t} = \alpha &+ \beta_1 \text{PositiveNews}_{i,t:t+1} \\ &+ \beta_2 \text{NegativeNews}_{i,t:t+1} + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t}, \end{aligned} \tag{6}$$

where $\text{SIN}_{i,t}$ is a dummy variable for an inward supply shift for the day, equal to one if an increase in loan fee coupled with a decrease in quantity occurs on day t. $\text{PositiveNews}_{i,t:t+1}$ and $\text{NegativeNews}_{i,t:t+1}$ are dummy variables that equal one on day t and $t+1$ if at least one positive/negative announcement is made on day t. We restrict our attention to the day of disclosure and the next trading day, given the evidence in Section 4.3, that an announcement affects

Table 5
Impact of relevant news on stock returns

	Type 1&2			Type 1			Type 2		
	$R_{i,t}$	$R_{i,t+1}$	$R_{i,t+2}$	$R_{i,t}$	$R_{i,t+1}$	$R_{i,t+2}$	$R_{i,t}$	$R_{i,t+1}$	$R_{i,t+2}$
PositiveNews$_{i,t}$	2.41***	0.11**	−0.04	2.84***	0.13	−0.10	2.15***	0.11*	−0.01
	(45.71)	(2.03)	(−0.91)	(29.69)	(1.42)	(−1.40)	(40.91)	(1.88)	(−0.29)
NegativeNews$_{i,t}$	−2.09***	−0.24***	0.04	−2.24***	−0.24***	0.03	−2.08***	−0.24***	0.06
	(−49.23)	(−5.00)	(0.84)	(−31.45)	(−2.85)	(0.34)	(−40.95)	(−4.39)	(1.09)
Constant	−0.09	−0.06	−0.06	−0.06	−0.06	−0.06	−0.10	−0.06	−0.06
	(−0.79)	(−0.52)	(−0.58)	(−0.52)	(−0.52)	(−0.58)	(−0.96)	(−0.56)	(−0.58)
Nº of Obs.	151,068	151,064	150,910	151,068	151,064	150,910	151,068	151,064	150,910
R^2	0.05	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00
Nº of Positive News	3,897	3,897	3,897	1,769	1,769	1,769	2,365	2,365	2,365
Nº of Negative News	3,830	3,830	3,830	1,676	1,676	1,676	2,350	2,350	2,350

This table presents the impact of positive and negative announcements on stock returns. The dependent variable is risk-adjusted returns, by percentage, from day t to $t+2$. PositiveNews$_{i,t}$ is a dummy variable equal to one if at least one positive announcement is disclosed on day t. NegativeNews$_{i,t}$ is a dummy variable equal to one if at least one negative announcement is disclosed on day t. Announcements are considered positive if the difference between the stock return on day t minus the expected stock return on day t is greater than zero, and considered negative if this difference is less than zero. The first three models encompass announcements of categories Type 1 and Type 2, containing 3,897 days of positive and 3,830 days of negative announcements of at least one type. Type 1 models encompass only announcements of relevant facts, with 1,769 positive and 1,676 negative announcements disclosed. Type 2 models encompass only announcements of economic-financial data, resulting in 2,365 positive and 2,350 negative announcements of this type. The period is January 2013 to December 2017. T-statistics are in parentheses. We regress a panel regression with stocks' fixed effect and dummies for days as additional controls. Standard errors are robust. *, **, and *** denote statistical significance at the 10%, 5%, and 1% levels, respectively.

the stock return on day t, spills over to the next trading day, $t+1$, and has no statistically significant effect on day $t+2$.

The first model encompasses announcements of Types 1 and 2, with 3,897 days of positive and 3,830 days of negative announcements of at least one type. The second model consists exclusively of Type 1, with 1,769 positive and 1,676 negative announcements. The last model has only Type 2, containing 2,365 positive and 2,350 negative announcements.

In Equation (6) we expect $\beta_1 < 0$ and $\beta_2 > 0$. Suppose a positive announcement is made; then, by construction, it generates a positive stock return. As a result, lenders should increase their lending offers to profit from the positive return plus the loan fee. In this case, we expect a decrease in SIN, i.e., a decrease in the restriction of shorting supply—finding a negative coefficient for β_1. On the other hand, negative information generates a negative stock return. Following Evans et al. (2017), lenders should sell their stocks instead of lending them, which tends to increase the restriction of shorting supply (higher SIN)—resulting in a positive coefficient for β_2.

The first model in Table 6, with Type 1&2 announcements, indicates that positive news tends to affect SIN in a negative way. In other words, a positive announcement on day t reduces the probability of a restriction in shorting supply. This result aligns with the expectations we mentioned above: a positive announcement tends to increase the return; therefore, lenders should increase their lending offers to profit with a higher stock return plus the loan fee. An increase in lending offers can be understood as a decrease in the restriction of shorting supply.

In contrast, negative announcements tend to affect SIN in a positive way. In other words, negative news increases the probability of a restriction in shorting supply. This result is also consistent with our expectations—negative announcements tend to decrease stock return. Lenders should then sell their stocks instead of lending them, which increases the restriction of shorting supply (higher SIN).

The second model in Table 6 encompasses only Type 1 announcements. When we restrict our analysis to this type, the impact of announcements on the shorting supply curve (SIN) are not statistically significant at the usual levels. Despite the label (relevant facts), Type 1 announcements may include information that does not relate to future stock returns. However, the third model shows that the relation between Type 2 announcements and SIN is statistically relevant. The effects of Type 2 announcements on SIN are stronger and more relevant, especially for negative news. This suggests that lenders are especially responsive to economic-financial data announcements, and modify their lending offers accordingly. One possible explanation, as already men-

Table 6
Impact of announcements on SIN

	$SIN_{i,t}$		
	Type 1&2	Type 1	Type 2
$PositiveNews_{i,t:t+1}$	−0.008*	−0.008	−0.010*
	(−1.820)	(−1.300)	(−1.860)
$NegativeNews_{i,t:t+1}$	0.009**	−0.001	0.011**
	(1.990)	(−0.190)	(2.060)
Constant	0.096***	0.096***	0.097***
	(5.270)	(5.280)	(5.280)
Nº of Obs.	163,006	163,006	163,006
R^2	0.012	0.012	0.012
Nº of Positive News	3,897	1,769	2,365
Nº of Negative News	3,830	1,676	2,350

This table presents the impact of announcements on the supply curve. $SIN_{i,t}$ is a dummy variable for an inward supply shift, equal to one when an increase in loan fee is coupled with a decrease in quantity on day t. $PositiveNews_{i,t:t+1}$ is a dummy variable, equal to one on days t and $t+1$ if at least one positive announcement is disclosed on day t. $NegativeNews_{i,t:t+1}$ is a dummy variable, equal to one on days t and $t+1$ if at least one negative announcement is disclosed on day t. Announcements are considered positive if the difference between the stock return on day t minus the expected stock return on that day is greater than zero. Announcements are considered negative if this difference is less than zero. The first model encompasses announcements of the Types 1 and 2, with 3,897 days of positive and 3,830 days of negative announcements of at least one type. Type 1 encompasses only announcements of relevant facts, with 1,769 positive and 1,676 negative announcements disclosed. Type 2 encompasses only announcements of economic-financial data, resulting in 2,365 positive and 2,350 negative announcements. The period extends from January 2013 to December 2017. T-statistics are in parentheses. We regress a panel regression with stocks' fixed effect and dummies for days as additional controls. Standard errors are robust. *, **, and *** denote statistical significance at the 10%, 5%, and 1% levels, respectively.

tioned, is that announcements of relevant facts may give no clear perspective on stock returns. On the other hand, information in economic-financial data announcements is clearer and more easily understood by lenders.

As a robustness test, we run the same panel regression model again, while considering some announcements to be neutral. In this case, we classify announcements as positive if an announcement is made on day t and $\hat{e}_{i,t} \geqslant 1\%$. We consider them to be negative, in turn, if an announcement is made on day t and $\hat{e}_{i,t} \leqslant -1\%$. A return 1 percentage point above or below the stock's expected return on a given day may indicate that the announcement had some effect—i.e., that the announcement is not neutral. Considering this interval considered neutral, we are left with 3,090 positive Type 1&2 announcements,

Table 7
Impact of announcements on SIN - non-neutral announcements

	$SIN_{i,t}$		
	Type 1&2	Type 1	Type 2
$PositiveNews_{i,t:t+1}$	−0.008*	−0.011	−0.008
	(−1.660)	(−1.580)	(−1.370)
$NegativeNews_{i,t:t+1}$	0.012**	0.001	0.014**
	(2.410)	(0.150)	(2.270)
Constant	0.096***	0.096***	0.097***
	(5.270)	(5.280)	(5.290)
Nº of Obs.	163.006	163.006	163.006
R^2	0.012	0.012	0.012
Nº of Positive News	3.090	1.422	1.867
Nº of Negative News	3.085	1.343	1.915

This table presents the impact of business announcements on the supply curve. $SIN_{i,t}$ is a dummy variable for an inward supply shift, equal to one if an increase in loan fees is coupled with a decrease in quantity on day t. $PositiveNews_{i,t:t+1}$ is a dummy variable, equal to one on days t and $t+1$ if at least one positive announcement is disclosed on day t. $NegativeNews_{i,t:t+1}$ is a dummy variable, equal to one on days t and $t+1$ if at least one negative announcement is disclosed on day t. Announcements are considered positive if the difference between the stock return on day t minus that day's expected stock return is greater than or equal to 1%. Announcements are considered negative if this difference is less than or equal to -1%. The first model encompasses announcements Types 1 and 2, with 3,090 days of positive and 3,085 days of negative announcements of at least one type. Type 1 includes only announcements of relevant facts, with 1,422 positive and 1,343 negative announcements disclosed. Type 2 includes only announcements of economic-financial data, resulting in 1,867 positive and 1,915 negative announcements. The period is January 2013 to December 2017. T-statistics are in parentheses. We perform a panel regression with stocks' fixed effect and dummies for days as additional controls. Standard errors are robust. *, **, and *** denote statistical significance at the 10%, 5%, and 1% levels, respectively.

1,422 positive Type 1, and 1,867 positive Type 2. As for negative announcements beyond the threshold, the sample contains 3,085 Type 1&2, 1,343 Type 1, and 1,915 Type 2.

Conducting the panel regression without an interval around zero, in practice includes noise in the announcements signal. The threshold separates the Brownian component (noise) near zero from the informational component with higher values. Moreover, with a 1% interval, about 80% of announcements are considered. Results, in Table 7, are qualitatively and economically the same as those shown in Table 6, except for a loss of significance of positive announcements of Type 2. However, the signs remain the same, and negative announcements of Type 2 still produce significant effects. These details lend

further credibility to our results.[8]

Overall, we conclude that lenders do process relevant business information when it is released. Additionally, we can infer that economic-financial data announcements (Type 2), in particular, influence shorting supply conditions after their release. These patterns help confirm the previous findings that lenders are not merely price takers, since they use public information to modify supply conditions.

5. Conclusion

This study's main conclusion is that lenders are not price takers. Our results indicate that lenders decrease their lending offers when they predict negative future stock returns. A possible explanation is that, when lenders predict negative returns, they restrict their short offers and instead may sell their stocks.

We also find that lenders use new information to modify their lending offers. After separating announcements into categories and by sign, results indicate that when lenders are informed with positive news they tend to increase their lending offers to profit from the positive return plus the loan fee—they decrease their restriction of shorting supply. Negative announcements, in contrast, induce lenders to further restrict shorting supply, probably selling their stocks. Interestingly, our results also indicate that lenders are more responsive to economic-financial data announcements, and modify their lending offers accordingly. Thus, we suggest that lenders convey material information through their actions around the arrival of new information in the market.

Taking all of these results together, we conclude that lenders actually are not price takers, since they change their lending offers when they predict negative future returns, and, further, they use new information to modify supply conditions. Consequently, we argue that the supply side, in which stock lenders provide supply for fees, deserves further attention.

References

Alves, C., Mendes, V. and da Silva, P. P. (2016). Analysis of market quality before and during short-selling bans, *Research in International Business and Finance* **37**: 252–268.

Asquith, P., Pathak, P. A. and Ritter, J. R. (2005). Short interest, institutional

[8] Results are not economically different for other threshold levels. For instance, if we instead consider the interval (-0.5%, 0.5%), around 90% of the announcements appear beyond the thresholds, and results remain the same, in sign and statistical significance.

ownership, and stock returns, *Journal of Financial Economics* **78**(2): 243–276.

Boehmer, E. and Wu, J. (2013). Short selling and the price discovery process, *The Review of Financial Studies* **26**(2): 287–322.

Boehmer, E., Jones, C. M. and Zhang, X. (2008). Which shorts are informed?, *The Journal of Finance* **63**(2): 491–527.

Boehmer, E., Jones, C. M. and Zhang, X. (2020). What do short sellers know?, *Review of Finance* **24**(6): 1203–1235.

Bonomo, M., De Mello, J. and Mota, L. (2017). Short-Selling restrictions and returns: A natural experiment, *2015 Meeting Papers 1353*, Society for Economic Dynamics.

Chague, F., De-Losso, R., De Genaro, A. and Giovannetti, B. (2014). Short-sellers: Informed but restricted, *Journal of International Money and Finance* **47**: 56–70.

Chague, F., De-Losso, R., De Genaro, A. and Giovannetti, B. (2017). Well-connected short-sellers pay lower loan fees: A market-wide analysis, *Journal of Financial Economics* **123**(3): 646–670.

Chague, F., De-Losso, R., De Genaro, A. and Giovannetti, B. (2019). The short-selling skill of institutions and individuals, *Journal of Banking & Finance* **101**: 77–91.

Clearstream (2014). 5th Global Securities Financing (GSF) conference Asia, *Technical report*, Singapore.

Deng, X. and Gao, L. (2018). The monitoring of short selling: Evidence from China, *Research in International Business and Finance* **43**: 68–78.

Diether, K. B., Lee, K.-H. and Werner, I. M. (2009). Short-sale strategies and return predictability, *The Review of Financial Studies* **22**(2): 575–607.

Duong, T. X., Huszár, Z. R., Tan, R. S. and Zhang, W. (2017). The information value of stock lending fees: Are lenders price takers?, *Review of Finance* **21**(6): 2353–2377.

Engelberg, J. E., Reed, A. V. and Ringgenberg, M. C. (2012). How are shorts informed?: Short sellers, news, and information processing, *Journal of Financial Economics* **105**(2): 260–278.

Evans, R., Ferreira, M. A. and Porras Prado, M. (2017). Fund performance and equity lending: Why lend what you can sell?, *Review of Finance* **21**(3): 1093–1121.

Kaplan, S. N., Moskowitz, T. J. and Sensoy, B. A. (2013). The effects of stock lending on security prices: An experiment, *The Journal of Finance* **68**(5): 1891–1936.

Karpoff, J. M. and Lou, X. (2010). Short sellers and financial misconduct, *The Journal of Finance* **65**(5): 1879–1913.

Kiviet, J. F. (1995). On bias, inconsistency, and efficiency of various estimators in dynamic panel data models, *Journal of econometrics* **68**(1): 53–78.

Kolasinski, A. C., Reed, A. V. and Ringgenberg, M. C. (2013). A multiple lender approach to understanding supply and search in the equity lending market, *The Journal of Finance* **68**(2): 559–595.

Malloy, C. J., Diether, K. B. and Cohen, L. (2005). Supply and Demand Shifts in the Shorting Market, *EFA 2005 Moscow Meetings Paper*.

Massa, M., Zhang, B. and Zhang, H. (2015). The invisible hand of short selling: Does short selling discipline earnings management?, *The Review of Financial Studies* **28**(6): 1701–1736.

Saffi, P. A. and Sigurdsson, K. (2011). Price efficiency and short selling, *The Review of Financial Studies* **24**(3): 821–852.

SEC (2014). Securities Lending by U.S. Open-end and closed-end investment companies, *Technical report*, U.S. Securities and Exchange Commission. Available on `http://www.sec.gov/divisions/investment/securities-lending-open-closed-end-investment-companies.htm` (last access: 15th February 2021).

A. Additional tables

In Section 4, we mention the possible problem with estimators when we apply dynamic panel models including lagged levels of the dependent variable as regressors. However, the estimation procedure is asymptotically valid when the number of observations in the time dimension grows large (Kiviet, 1995), which bolsters our results. To eliminate any doubt about the estimators' bias, we adopt the same panel regression model with stocks' fixed effects and week dummies as additional controls, but modifying our control variables. Instead of last-week return and momentum (lagged dependent variable), we choose to use past-week return volatility (the standard deviation of the week) as a control. Results are nearly identical in terms of sign and significance, which reconfirms our findings. These results appear in Table A1 and Table A2.

Table A1
Loan fee and negative future returns: Modified control variable

	(1) $AdjRet_{i,1w}$	(2) $AdjRet_{i,2w}$	(3) $AdjRet_{i,3w}$	(4) $AdjRet_{i,4w}$	(5) $AdjRet_{i,5w}$	(6) $AdjRet_{i,6w}$
LoanFee	−0.03*	−0.06***	−0.08***	−0.10***	−0.11***	−0.11***
	(−1.83)	(−3.13)	(−3.29)	(−3.67)	(−3.24)	(−3.01)
Size	−0.77***	−1.49***	−2.30***	−3.15***	−3.99***	−4.79***
	(−5.35)	(−7.15)	(−9.14)	(−10.55)	(−11.89)	(−12.54)
Turnover	0.18	0.33	0.25	0.27	0.16	0.28
	(1.04)	(1.52)	(1.11)	(1.09)	(0.52)	(0.93)
BAspread	0.17	0.48*	0.54**	0.59**	0.61***	0.59**
	(1.36)	(1.91)	(2.16)	(2.28)	(2.75)	(2.49)
VolRet	−0.02	−0.13**	−0.12*	−0.15*	−0.08	−0.12
	(−0.50)	(−2.30)	(−1.76)	(−1.96)	(−0.86)	(−1.25)
Constant	10.68***	20.89***	32.24***	44.40***	56.48***	67.90***
	(4.85)	(6.55)	(8.39)	(9.73)	(11.00)	(11.62)
Nº of Obs.	29,084	29,084	29,084	29,084	29,084	29,084
adj. R^2	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.06

Table A2
Supply and demand shifts in the lending market: Modified control variable

	(1) $AdjRet_{i,1w}$	(2) $AdjRet_{i,2w}$	(3) $AdjRet_{i,3w}$	(4) $AdjRet_{i,4w}$	(5) $AdjRet_{i,5w}$	(6) $AdjRet_{i,6w}$
SOUT	−0.03	−0.23	−0.23	−0.30	−0.35	−0.32
	(−0.27)	(−1.49)	(−1.18)	(−1.35)	(−1.41)	(−1.16)
SIN	−0.12	−0.21	−0.47**	−0.56**	−0.56**	−0.45*
	(−0.97)	(−1.29)	(−2.38)	(−2.51)	(−2.26)	(−1.66)
DOUT	−0.13	−0.22	−0.40**	−0.50**	−0.67***	−0.60**
	(−1.08)	(−1.38)	(−2.08)	(−2.27)	(−2.69)	(−2.20)
DIN	−0.07	−0.25	−0.22	−0.26	−0.36	−0.22
	(−0.58)	(−1.59)	(−1.10)	(−1.21)	(−1.45)	(−0.83)
Size	−0.75***	−1.42***	−2.23***	−3.05***	−3.87***	−4.61***
	(−5.42)	(−7.17)	(−9.37)	(−10.89)	(−12.21)	(−13.00)
Turnover	0.16	0.27	0.18	0.19	0.07	0.18
	(0.97)	(1.32)	(0.84)	(0.83)	(0.23)	(0.65)
BAspread	0.14	0.44**	0.43*	0.52**	0.50**	0.54**
	(1.23)	(1.98)	(1.93)	(2.23)	(2.42)	(2.48)
VolRet	−0.02	−0.12**	−0.11*	−0.14*	−0.04	−0.08
	(−0.35)	(−2.25)	(−1.71)	(−1.93)	(−0.40)	(−0.83)
Constant	10.34***	19.67***	31.17***	42.87***	54.58***	65.31***
	(4.89)	(6.52)	(8.56)	(10.02)	(11.31)	(12.08)
Nº of Obs.	31.77	31.77	31.77	31.77	31.77	31.77
adj. R^2	0.02	0.03	0.03	0.04	0.05	0.06

O desempenho das empresas brasileiras com melhor atuação socioambiental na crise da COVID-19

Performance of Brazilian companies with the best socio-environmental practices in the COVID-19 crisis

F. Henrique Castro[†]
Pedro Paulo Garcia[‡]

Resumo Esta pesquisa analisa se empresas com melhores práticas socioambientais (ES) apresentam melhor desempenho que as demais empresas em momentos de crise. Utilizamos o choque exógeno causado pela pandemia da COVID-19 como estratégia de identificação. A amostra consiste de empresas brasileiras de capital aberto negociadas na B3, a bolsa brasileira. Os resultados mostram que firmas com maiores notas ES tiveram, durante o primeiro semestre de 2020, retornos anormais significativamente mais altos, menores volatilidades e melhores desempenhos operacionais medidos pelo ROA, margem operacional e giro de ativo. Nossos resultados contribuem para a literatura ao mostrarem que o investimento em boas práticas socioambientais desempenham um papel positivo nas empresas brasileiras, especialmente em períodos de crise.

Palavras-chave: Apreçamento de ativos; Retorno anormal; Risco; Responsabilidade socioambiental.
Código JEL: G12, G32, M14.

Abstract This study investigates whether companies with superior environmental and social practices (ES) perform better than other companies in times of crisis. We use the exogenous shock caused by the COVID-19 pandemic as an identification strategy. The sample consists of Brazilian companies publicly traded on B3, the Brazilian stock exchange. Results show that, during the first semester of 2020, firms with higher ES scores had significantly higher abnormal returns, lower volatility, and better operating performance as measured by ROA, operational margin, and asset turnover. We show that investment in good environmental and social practices can benefit Brazilian companies in times of crisis.

Keywords: Asset pricing; Abnormal return; Risk; Environmental and social responsibility.
JEL Code: G12, G32, M14.

1. Introdução

A COVID-19 é uma doença infecciosa que se espalhou rapidamente pelo mundo e provocou uma pandemia global. Apenas no ano de 2020, segundo

Submitted on September 15, 2022. Revised on November 27, 2022. Accepted on January 21, 2023. Published online in March 2023. Editor in charge: Marcelo Fernandes.

[†]Escola de Economia de São Paulo – Fundação Getúlio Vargas, Brasil: henrique.castro@fgv.br
[‡]Escola de Economia de São Paulo – Fundação Getúlio Vargas, Brasil: pedropaulopg@hotmail.com

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146 ©2023 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

a Organização Mundial da Saúde (OMS), um total de 1.813.188 (um milhão, oitocentos e treze mil, cento e oitenta e oito) pessoas haviam morrido por conta dessa doença. Mas estimativas sugerem que o número total de mortes no mundo todo, neste mesmo período, pode ter chegado a 3 milhões de pessoas (OMS, 2021). É certo, porém, que o espalhamento dessa nova doença trouxe fortes impactos negativos nas economias de diversos países e nos mercados financeiros.

O primeiro dia em que os efeitos da COVID-19 foram sentidos na bolsa brasileira foi em 26 de fevereiro de 2020, na Quarta-feira de Cinzas, logo após a abertura da bolsa após o feriado prolongado por conta do Carnaval. Na mesma data, o Brasil registrava o seu primeiro paciente com a doença, um morador de São Paulo que havia chegado da Itália após uma viagem de trabalho. O Ibovespa recuou 7,0% naquele dia e fechou o pregão com 105.718 pontos. A COVID-19 voltou a provocar duas grandes quedas no Ibovespa, nos dias 12 e 16 de março de 2020, quando caiu, respectivamente, 14,78% e 13,92%. Estas duas quedas estão entre as oito piores quedas diárias do Ibovespa, o principal índice da bolsa brasileira (Castro e Yoshinaga, 2020). Ao final de março de 2020, o Ibovespa havia recuado para 73.019 pontos, uma queda de 29,9% naquele mês.

A forma repentina e inesperada com que os mercados financeiros em todo o mundo foram afetados por esta crise forneceu um ambiente ideal para a identificação de uma possível relação causal entre desempenho socioambiental e financeiro. A natureza e a velocidade do efeito sugerem que as empresas não tiveram tempo para se adaptar e responder aos efeitos da pandemia. Neste caso, o mercado financeiro teria apenas reagido às condições pré-existentes das firmas (incluindo seu nível de investimento em práticas socioambientais) e às suas respectivas habilidades de enfrentamento de crises (Albuquerque et al., 2020; Arora et al., 2022).

Utilizamos a crise sanitária provocada pelo vírus SARS-CoV-2, que causa a COVID-19, como choque exógeno na estratégia de identificação da relação causal entre boas práticas socioambientais e desempenho das empresas brasileiras. Outras pesquisas aproveitaram o choque exógeno proporcionado pela pandemia e produziram estudos que buscam identificar o efeito do investimento socioambiental sobre diferentes variáveis e em diversos países (Albuquerque et al., 2020; Arora et al., 2022; Broadstock et al., 2021; Folger-Laronde, Zachary and Pashang, Sep and Feor, Leah and ElAlfy, Amr, 2022; Gregory, 2022; Qiu et al., 2021).

Este trabalho replica parcialmente a metodologia empregada por Albuquerque et al. (2020). Até onde sabemos, este é o primeiro estudo com dados de empresas brasileiras que encontra uma relação causal entre boas práticas

socioambientais e desempenho, medido por retornos anormais e risco. A partir dos nossos resultados, podemos afirmar que a reputação socioambiental das firmas brasileiras de capital aberto é capaz de adicionar valor aos seus acionistas.

Em uma primeira etapa do estudo, estimações com dados transversais para o primeiro trimestre de 2020 mostraram que empresas com maior desempenho socioambiental tiveram, nesse período, retornos anormais significativamente maiores e volatilidade idiossincrática significativamente menores, mesmo controlando por características das firmas como q de Tobin, caixa, alavancagem, ROE, volatilidade histórica e *dividend yield*.

Em seguida, regressões de diferença em diferenças com dados diários confirmaram os resultados das regressões transversais e permitiram estabelecer a relação causal entre reputação socioambiental e desempenho. Neste novo conjunto de regressões, utilizamos como datas de evento o dia em que foi confirmado o primeiro caso de COVID-19 no Brasil, representando o início do impacto da pandemia sobre o mercado brasileiro, e o dia em que foram anunciados os planos de apoio aos indivíduos e empresas afetados economicamente pela crise.

Os resultados dessas regressões confirmaram que empresas com maior nota socioambiental tiveram maiores retornos anormais logo após o primeiro impacto da crise, mas o efeito foi revertido após os auxílios do Governo Federal. Quanto ao risco idiossincrático, empresas com melhor desempenho socioambiental tiveram menor volatilidade após o início da pandemia e nem mesmo o auxílio emergencial contribuiu para minimizar essa diferença entre as firmas.

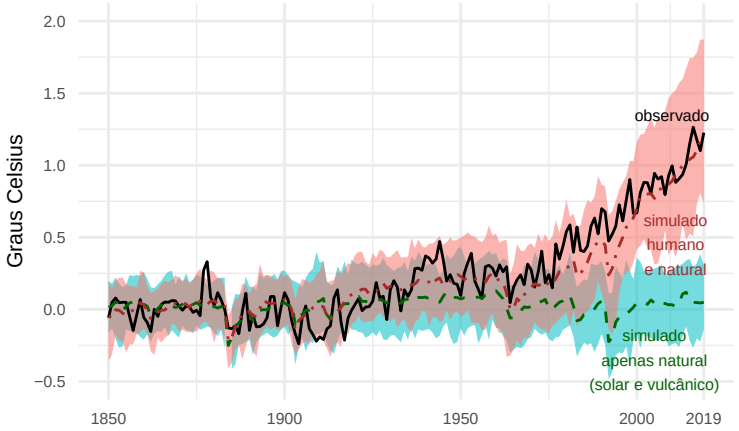
Também mostramos que os efeitos de um maior desempenho socioambiental puderam ser sentidos em um conjunto de indicadores contábeis que medem rentabilidade operacional, eficiência no uso dos recursos (ativo) e rentabilidade do ativo. Os resultados são robustos a uma série de mudanças de especificação, como diferentes conjuntos de variáveis de controle e modificações na forma de medir a variável de interesse.

O restante desse artigo está organizado da seguinte maneira. A seção 2 apresenta uma breve revisão de literatura. A seção 3 apresenta a metodologia de pesquisa, com ênfase para a seleção amostral, definição das variáveis e modelos empíricos empregados. A seção 4 apresenta e discute os resultados. A seção 5 conclui.

2. Literatura

O debate sobre sustentabilidade ganha cada vez mais espaço, principalmente quando o mundo presencia mudanças climáticas importantes. Em

Figura 1
Mudanças na temperatura da superfície global de 1850 a 2019



A linha preta (contínua) representa a média anual em relação ao período 1850-1900. A linha marrom (traço-ponto) representa as simulações da temperatura em resposta aos efeitos tanto do homem quanto naturais. A linha verde (tracejada) representa apenas os efeitos naturais (atividade solar e vulcânica). As áreas sombreadas mostram os valores muito prováveis das simulações. Fonte: (IPCC, 2021).

2021, o Reino Unido sediou em Glasgow a 26ª Conferência sobre Mudanças Climáticas da Organização das Nações Unidas, a ONU (COP26). A conferência reuniu 120 líderes mundiais e mais de 40.000 participantes registrados com o propósito de acelerar ações em direção aos objetivos do Acordo de Paris, como a redução das emissões de gases de efeito estufa.

O Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas estima que a temperatura do mundo se elevou, em média, um grau Celsius estimulado pelas ações humanas (IPCC, 2021). A Figura 1 mostra uma comparação entre um cenário que considera apenas o aumento da temperatura causado por questões naturais (solar e vulcânico) e outro cenário no qual é adicionado o impacto gerado pelas ações humanas. Segundo o IPCC, a principal causa do aumento da temperatura vem dos gases dióxido de carbono e metano, tendo estimado uma elevação ainda mais significativa no decorrer das próximas décadas. A temperatura pode chegar a aumentar até quatro graus Celsius até o final do século 21. Por conta desses eventos, ações que buscam minimizar os impactos ambientais ganham ainda mais importância, inclusive no mundo corporativo.

As corporações vêm acompanhando esse movimento, traçando metas para a redução ou a neutralidade da emissão de gases nocivos. Uma pesquisa realizada pela KPMG (2020) com as 100 maiores companhias ordenadas por

receita em 52 países mostrou que 80% incluíam temas como sustentabilidade em seus relatórios. E que cerca de dois terços dessas empresas divulgaram metas de redução de emissões de carbono.

Embora tenham conhecimento dos impactos ambientais causados pelas empresas, os gestores costumam tomar decisões com a finalidade principal de promover a maximização de valor para os acionistas. Contribui para isso o fato de que as evidências encontradas na literatura que relaciona performance financeira e investimentos em boas práticas ambientais, sociais e de governança serem, por vezes, contraditórias (Busch e Friede, 2018; Friede et al., 2015; Margolis et al., 2009; McWilliams e Siegel, 2001; Rodrigo et al., 2016; Surroca et al., 2010). Mas, se as ações empresariais benéficas à sociedade como um todo promoverem melhor desempenho financeiro da firma, os gestores irão querer atuar de modo a evitar ou minimizar os impactos sociais e ambientais causados diretamente por sua atuação empresarial. Caso uma relação positiva entre investimento socioambiental e desempenho seja de fato confirmada, as empresas incluirão mais iniciativas desse tipo em seus planejamentos estratégicos na busca por maximizar seus resultados.

Por outro lado, recursos alocados pelas empresas em ações socioambientais podem criar conflitos de interesse entre gestores e acionistas. Gestores podem se pautar por objetivos pessoais (reputacionais ou políticos) para direcionar recursos das empresas para o bem estar da sociedade às custas dos acionistas. A partir do momento em que gestores utilizam os recursos da empresa para reduzir poluição, sua atuação passa a ter propósitos eminentemente públicos, confundindo-se com a de um agente público, circunstância que provoca um conflito de interesse com os acionistas (Friedman, 1970).

Masulis e Reza (2015) apresentam evidências de que CEOs se beneficiam da caridade corporativa. Os resultados da sua pesquisa indicam que a maioria das firmas que contribui para instituições de caridade o fazem para onde o CEO possui afiliação, com mais contribuições em empresas cujos interesses financeiros do CEO estão menos alinhados com os dos acionistas. Os resultados também mostram que os CEOs também transferem contribuições para fundações de maneira oportunística, e essas grandes transferências reduzem valor para os acionistas. Rodrigo et al. (2016) também encontram uma relação negativa entre investimentos socioambientais e desempenho financeiro para uma amostra de empresas de países da América Latina.

McWilliams e Siegel (2001) revelam que existe um nível de investimento socioambiental que maximiza os lucros da empresa ao mesmo tempo que satisfaz a demanda por investimento socioambiental de várias partes interessadas. O nível ideal de investimento socioambiental pode ser determinado por uma análise de custo-benefício. Para maximizar o lucro, a empresa deve

oferecer exatamente o nível de investimento socioambiental para o qual o aumento da receita é igual ao maior custo. Ao fazê-lo, a empresa atende às demandas de seu stakeholders, tanto os que exigem investimentos socioambientais quanto os que são donos da empresa.

Henisz et al. (2019) apresentam cinco formas pelas quais investimentos em boas práticas socioambientais e de governança (ESG) podem gerar valor para as empresas por diversos motivos: primeiro, por proporcionar crescimento da receita por atrair novos consumidores interessados em produtos sustentáveis. Segundo, por promover redução de custos (e.g., menor consumo de energia e recursos hídricos). Terceiro, por reduzir riscos regulatórios e intervenções legais (e.g., obtendo subsídios ou apoio do governo para suas iniciativas). Quarto, por aumentar a produtividade colaboradores (e.g., melhorando motivação da equipe e atraindo talentos). Finalmente, por otimizar o retorno dos investimentos no longo prazo, seja por investir em equipamentos ou plantas mais sustentáveis, seja por evitar investimentos em ativos que podem apresentar questões ambientais futuras.

Mesmo em estudos que encontram uma relação positiva entre práticas socioambientais mais responsáveis e desempenho da firma, costuma restar dúvida sobre a direção do efeito causal. Por um lado, pode ser que empresas com melhor desempenho tenham mais recursos para investir em melhores práticas socioambientais. Por outro lado, pode ser que esses investimentos tragam mais retorno para os acionistas dessas firmas. Esta pesquisa se propõe a esclarecer esta dúvida.

3. Metodologia

3.1 Amostra e dados

Os dados contábeis e financeiros das empresas que fazem parte da amostra desta pesquisa vêm da Economatica. Inicialmente, incluímos todas as empresas listadas na B3 com preços de ação disponíveis durante o primeiro semestre de 2020. A amostra inicial era de 271 empresas. Em seguida, retiramos da amostra todas as firmas com patrimônio líquido não positivo no balanço patrimonial de encerramento do ano de 2019 e restaram 235 empresas. Também excluímos todas as firmas com receita líquida não positiva na demonstração de resultados do final de 2019, sobrando 205 empresas. Após a retirada das empresas do setor de serviços financeiros e seguros restaram 201 empresas. Por fim, descartamos as empresas cuja série de retornos semanais nos anos de 2017 a 2019 apresentaram mais de 10% de dados faltantes, resultando em uma amostra final de 159 firmas. A Tabela 1 resume o processo de definição da amostra.

Tabela 1
Definição da amostra

Critério de inclusão	Obs.
Firmas com cotação no período	271
E com patrimônio líquido positivo em 2019	235
E com receita líquida positiva em 2019	205
Exceto serviços financeiros e seguros	201
E com valores estimados para beta	159

No primeiro critério, foram selecionadas todas as empresas negociadas na B3 com cotações de mercado no primeiro semestre de 2020 e disponíveis na Economatica. A cada critério de inclusão, algumas firmas foram sendo retiradas da amostra. Os betas foram estimados para todas as empresas com base na série semanal história de 2017 a 2019, desde que apresentassem valores em pelo menos 90% das semanas do período.

Os dados sobre o desempenho socioambiental (ES) das empresas vêm da Bloomberg, contendo informações anuais para um conjunto de empresas a respeito do seu desempenho nas dimensões ambiental (E), social (S) e de governança (G). A Bloomberg fornece pontuações proprietárias que permitem avaliar a divulgação e o desempenho da empresa em uma série de questões temáticas e de ESG. As pontuações proprietárias da Bloomberg são orientadas por dados para dar maior transparência, permitindo que os usuários acessem a metodologia e os documentos subjacentes a cada pontuação (Bloomberg, 2022).

As análises realizadas nesta pesquisa utilizam apenas as notas atribuídas para as dimensões ambiental e social. Os valores das notas variam de 0 (zero) a 100 (cem). Para chegar ao escore ES, tiramos a média aritmética entre as notas individuais nas dimensões ambiental (E) e social (S) disponíveis no final do ano de 2019. Os valores foram em seguida padronizados para que a distribuição tivesse média igual a zero e variância igual a um.

O desempenho das firmas foi medido a partir de métricas de mercado e contábeis. Como métrica de mercado, utilizamos o retorno anormal das ações das empresas no primeiro trimestre de 2020 calculado como a diferença logaritmica entre o retorno observado e o retorno do Ibovespa multiplicado pelo beta da firma. Para estimar os betas, usamos a série histórica de dados semanais observados no período de 2017 a 2019 para empresas que contam com pelo menos 90% das observações semanais.

Outra medida de mercado para avaliar o desempenho das firmas é a volatilidade idiossincrática dos retornos das ações. A volatilidade idiossincrática

mede aquilo que é compreendido como risco específico (ou não sistemático) e que não é explicado pela carteira de mercado. A volatilidade idiossincrática foi calculada como o desvio-padrão dos resíduos da regressão dos log retornos diários de cada ação sobre os log retornos diários da carteira de mercado durante o primeiro trimestre de 2020.

As medidas contábeis que utilizamos são as variações observadas no retorno sobre o ativo total (ΔROA), na margem de lucro operacional (ΔMOp) e no giro do ativo total ($\Delta GiroA$) no primeiro semestre de 2020 em relação ao último semestre de 2019. O retorno sobre o ativo corresponde ao EBITDA (lucro antes de juros, imposto de renda, depreciação e amortização) sobre o ativo total. A margem operacional é a razão entre EBITDA e receita líquida. E o giro do ativo é medido como a receita líquida sobre o ativo total.

Como variáveis de controle nos modelos de regressão, utilizamos q de Tobin, caixa, alavancagem, ROE, volatilidade histórica e *dividend yield*. O q de Tobin corresponde ao ativo total menos o patrimônio líquido mais o valor de mercado das ações, tudo dividido pelo ativo total da firma. A variável caixa considera o valor do caixa e equivalentes de caixa sobre o ativo total da firma. Para medir alavancagem, usamos o endividamento de curto e longo prazo dividido pelo ativo total. O ROE é o lucro líquido sobre o patrimônio líquido. A volatilidade histórica é o desvio-padrão anualizado dos retornos diários no ano de 2019. E *dividend yield* é o valor total pago como dividendos sobre o valor de mercado das ações. Todos os dados contábeis utilizados são para o ano de 2019. Os dados de mercado das ações se referem ao último dia de negócios realizado no ano de 2019. Além das variáveis de controle, utilizamos efeitos fixos de setor nas nossas estimações. Os setores correspondem ao nível 1 da classificação NAICS (*North American Industry Classification System*).

As estatísticas descritivas das variáveis do estudo estão na Tabela 2. No primeiro trimestre de 2020, o retorno anormal médio das empresas da nossa amostra foi de $-17{,}30\%$, com mediana igual a $-15{,}30\%$. As perdas elevadas nesse período, bem como a alta volatilidade das ações, são resultado da crise provocada pela COVID-19. Os indicadores contábeis giro do ativo, margem operacional e ROA apresentam médias e medianas negativas, indicando que a maior parte das empresas piorou seus números no primeiro semestre de 2020 em comparação ao mesmo período de 2019. A variável ES, que mede o desempenho socioambiental das firmas, está padronizada com média zero e desvio-padrão igual a 1. A tabela também apresenta as estatísticas descritivas para as variáveis de controle.

Tabela 2
Estatísticas descritivas

Variável	Obs.	Média	DP	Q1	Med.	Q3
Variáveis dependentes						
Ret. anormal (%)	159	−17,30	27,60	−31,70	−15,30	1,00
Vol. idios. (%)	159	3,72	1,40	2,75	3,54	4,41
ΔGiroA	159	−6,45	9,59	−9,48	−4,33	−1,41
ΔMOp	159	−11,80	58,40	−13,40	−2,71	1,99
ΔROA	159	−2,36	5,77	−4,41	−1,59	−0,22
Ret. anor. diár. (%)	19.378	−0,06	4,07	−1,90	−0,09	1,65
Vol. idios. diár. (%)	19.378	2,54	2,80	0,77	1,73	3,31
Variável independente						
ES	159	0,0	1,0	−0,85	−0,57	0,88
Variáveis de controle						
q de Tobin	159	1,74	0,92	1,17	1,40	1,97
Caixa	159	0,09	0,10	0,03	0,06	0,11
Alavancagem	159	0,28	0,18	0,14	0,28	0,40
ROE	159	0,14	1,82	0,03	0,10	0,17
Vol. histórica	159	38,70	40,30	26,30	34,00	42,30
Dividendo	159	3,42	10,10	0,03	1,57	3,53

Esta tabela apresenta a quantidade de observações (Obs.), a média, o desvio-padrão (DP), o valor do primeiro quartil (Q1), a mediana (Med.) e o valor do terceiro quartil (Q3) das variáveis. O retorno anormal é a diferença entre o log retorno da ação no primeiro trimestre de 2020 e o log retorno do Ibovespa no mesmo período vezes o beta da empresa. A volatilidade idiossincrática é o desvio-padrão dos resíduos da regressão dos log retornos diários das ações sobre os log retornos do Ibovespa no primeiro trimestre de 2020. ΔROA, ΔMOp e $\Delta GiroA$ são as variações dos respectivos indicadores ao final do primeiro semestre de 2020 em relação ao último semestre de 2019, sendo ROA igual ao EBITDA sobre ativo total, margem operacional igual ao EBITDA sobre receita líquida e giro do ativo igual a receita líquida sobre ativo total. O retorno anormal diário é a diferença entre o retorno diário da ação e o retorno diário do Ibovespa vezes o beta da empresa. A volatilidade idiossincrática diária é o risco da firma que não é explicado pelo risco da carteira de mercado no primeiro semestre de 2020. O índice socioambiental (ES) é a média aritmética das notas das dimensões ambiental e social obtidas na Bloomberg para o ano de 2019. ES foi padronizado para média igual a zero e variância igual a um. Q de Tobin é o ativo total menos patrimônio líquido mais valor de mercado das ações, tudo dividido pelo ativo total. Caixa é o valor do caixa e equivalentes dividido pelo ativo total. Alavancagem é a dívida de curto e longo prazo dividida pelo ativo total. ROE é o lucro líquido sobre patrimônio líquido. Volatilidade histórica é o desvio-padrão dos retornos diários no ano de 2019. Dividendo é o valor total pago em dividendos em 2019 pelo valor de mercado das ações.

3.2 Modelos empíricos

Para estudar a relação entre o desempenho socioambiental das empresas brasileiras e seu desempenho financeiro, utilizamos duas estratégias empíri-

cas. Na primeira delas, estimamos uma regressão com dados transversais em que a variável dependente é o desempenho da firma durante a crise causada pela pandemia da COVID-19. Como *proxy* para desempenho, utilizamos (i) o retorno anormal medido no primeiro trimestre de 2020; (ii) a volatilidade idiossincrática, calculada a partir dos retornos diários do primeiro trimestre de 2020; e (iii) variações observadas nos indicadores contábeis giro do ativo, margem operacional e ROA. Além da variável independente, ES, que mede o desempenho socioambiental das firmas medido em 2019, controlamos as regressões pelas variáveis listadas na Tabela 2 e utilizarmos efeitos fixos de setor, conforme a equação:

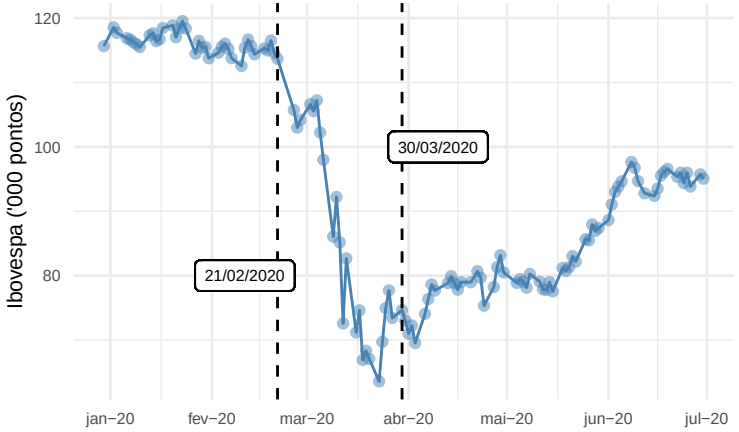
$$Desempenho_i = \beta_0 + \beta_1 ES_i + \beta_2 Controles_i + \beta_3 EF\ de\ Setor_i + \varepsilon_i. \quad (1)$$

Como segunda estratégia empírica, utilizamos a pandemia da COVID-19 como choque exógeno, não previsível, e com consequências sobre o mercado de capitais brasileiro. Esse choque proporcionou uma oportunidade de identificar uma possível relação causal entre desempenho socioambiental e desempenho financeiro das empresas listadas na B3. Para este fim, usamos dados diários das empresas da nossa amostra dentro do primeiro semestre de 2020 e conduzimos uma regressão de diferença em diferenças. Como variável dependente, utilizamos retornos anormais e a volatilidade idiossincrática.

A pandemia causada pelo novo Coronavírus resultou em uma queda acentuada em diversas bolsas ao redor do mundo, dentre as quais a bolsa brasileira. A Figura 2 mostra o gráfico da série temporal do Ibovespa no primeiro semestre de 2020. No início daquele ano, o índice estava próximo dos 120.000 pontos e havia atingido sua máxima nominal histórica até aquele momento. No último pregão antes do Carnaval de 2020, em 21 de fevereiro, o índice fechou em 117.026 pontos. Quando a B3 reabriu na tarde da quarta-feira de cinzas, o mercado acionário brasileiro começou o seu período de queda por conta das más notícias provocadas pela crise sobre a economia do país. Portanto, escolhemos o primeiro pregão após o dia 21 de fevereiro de 2020 como data para o evento que marca o início dos efeitos da pandemia sobre as ações negociadas na B3.

Em 27 de março de 2020, o Governo Federal anunciou uma linha de crédito emergencial para ajudar pequenas e médias empresas, beneficiando aquelas com faturamento anual entre R$ 360 mil e R$ 10 milhões de reais. Em 30 de março, o Governo Federal instituiu o auxílio emergencial para trabalhadores informais, desempregados, autônomos e micro e pequenos empreendedores individuais. A partir de então, o Ibovespa passou a esboçar reação e foi recuperando valor após a sequência de quedas. Entre 30 de março e 30 de junho de 2020, o Ibovespa subiu 27,4% e fechou o semestre com 95.055

Figura 2
Evolução do Ibovespa no primeiro semestre de 2020



O Ibovespa iniciou 2020 na vizinhança dos 120 mil pontos, a máxima nominal histórica até então. Após 21 de fevereiro, por conta da pandemia da COVID-19, o índice sofreu seguidas quedas. No dia 23 de março de 2020 o Ibovespa atingiu seu valor mais baixo naquele semestre, quando fechou cotado a 63.569 pontos. Entre os dias 21 de fevereiro e 23 de março de 2020, o Ibovespa apresentou um retorno negativo de 44,1%. Em 30 de março o Governo Federal instituiu o auxílio emergencial e a bolsa brasileira começou um período de recuperação.

pontos. Desta forma, escolhemos o pregão seguinte ao do dia 30 de março de 2020 como uma segunda data de evento importante, a que marca a resposta do governo brasileiro aos efeitos da pandemia com um pacote de auxílio emergencial.

A regressão de diferença em diferenças tem a seguinte especificação:

$$Desempenho_{it} = \beta_0 + \beta_1 Alto\ ES_i \times Covid_t + \beta_2 Alto\ ES_i \times Fiscal_t + \beta_3 EF\ de\ Firma_i + \beta_4 EF\ de\ Dia_t + \varepsilon_{it}, \quad (2)$$

tal que *Alto ES* é uma variável *dummy* igual a 1 para empresas classificadas entre as 25% com maior nota *ES* no ano anterior, *Covid* é uma variável *dummy* igual a 1 para todas as datas após 21 de fevereiro de 2020, e *Fiscal* é uma variável *dummy* igual a 1 para todas as datas após 30 de março de 2020. Além disso, foram incluídos efeitos fixos de empresa e dia na regressão. Na equação (2), o coeficiente β_1 mede o efeito causal do desempenho socioambiental sobre o desempenho financeiro durante a crise da COVID-19. O coeficiente β_2 mede o efeito adicional da variável *Alto ES* no desempenho financeiro após o período de intervenção do governo com suas políticas de auxílio. É esperado que com a intervenção o efeito da crise seja atenuado, es-

pecialmente para as empresas que mais investem em práticas socioambientais responsáveis.

4. Resultados

4.1 Regressões com dados transversais

As colunas (1) a (3) da Tabela 3 mostram os resultados da regressão com dados transversais para a variável dependente retorno anormal, medida como o retorno das empresas líquido do efeito do retorno da carteira de mercado no primeiro trimestre de 2020. A variável de interesse, *ES*, foi padronizada para ter média igual a zero e variância igual a um. A coluna (1) traz os resultados da regressão simples entre as duas variáveis. Na coluna (2), acrescentamos à regressão os efeitos fixos de setor. A coluna (3) traz, adicionalmente, o conjunto completo de variáveis de controle. Todos os erros-padrão reportados foram agrupados por setor.

O efeito do desempenho socioambiental é estatisticamente significativo no nível de 1% em todas as regressões, mas seu coeficiente diminui de valor com a adição de mais controles. Os resultados indicam que, para cada desvio-padrão a mais na nota *ES*, espera-se que o retorno anormal da firma aumente, em média, 3,73 pontos percentuais no primeiro trimestre de 2020. Empresas com maiores valores para q de Tobin, que pagam mais dividendos e com menor volatilidade histórica têm melhor desempenho. Nossos resultados se assemelham aos resultados reportados por Albuquerque et al. (2020), que encontram que, para cada desvio-padrão a mais de desempenho *ES*, o retorno anormal se eleva em 1,8 ponto percentual, em média.

As colunas (4) a (6) da Tabela 3 fornecem evidência de como a volatilidade idiossincrática das ações variam conforme o desempenho socioambiental das firmas. As três estimações indicam que a variável *ES* é negativamente correlacionada com a volatilidade idiossincrática das firmas. Para cada desvio-padrão a mais na nota *ES*, espera-se que a volatilidade diminua, em média, 0,158 ponto percentual. Esse valor representa cerca de 4,3% da volatilidade idiossincrática média da amostra. Empresas com menor q de Tobin, menor ROE e maior volatilidade histórica (calculada para o ano de 2019) têm maior volatilidade idiossincrática. Esses resultados também são semelhantes àqueles reportados por Albuquerque et al. (2020).

4.2 Regressões de diferença em diferenças

O resultado da regressão com dados transversais não permite identificar a possível relação causal existente entre o desempenho socioambiental e o desempenho financeiro das firmas negociadas na bolsa brasileira. Conforme Al-

Tabela 3
Regressões com dados transversais

	Variáveis dependentes:					
	Retorno anormal			Volatilidade idiossincrática		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ES	7,526***	4,992***	3,729***	−0,314***	−0,216*	−0,166**
	(1,794)	(1,458)	(1,178)	(0,110)	(0,112)	(0,068)
q de Tobin			7,831***			−0,257**
			(1,348)			(0,092)
Caixa			−12,689			0,616
			(14,874)			(0,597)
Alavancagem			12,457			1,015
			(7,467)			(1,033)
ROE			0,318			−0,090**
			(0,321)			(0,041)
Volatilidade histórica			−0,136*			0,018***
			(0,077)			(0,006)
Dividendo			0,750*			−0,046
			(0,413)			(0,029)
EF de setor	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Sim
EP agrupado	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	159	159	159	159	159	159
$R^2_{aj.}$	0,068	0,157	0,206	0,044	0,112	0,301

O retorno anormal e a volatilidade idiossincrática são para o primeiro trimestre do ano de 2020. A variável *ES* foi padronizada para ter média zero e desvio-padrão igual a um. Os erros-padrão, reportados entre parênteses, são agrupados por setor. Notação das significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

buquerque et al. (2020), essa regressão fornece uma estimativa "menos limpa" do efeito da crise, especialmente porque houve uma resposta do governo em tomar medidas de auxílio às empresas e à população cuja renda foi mais fortemente afetada. Por outro lado, essa estimação serve como uma espécie de validação externa dos resultados obtidos com a regressão de diferença em diferenças, uma vez que não depende de uma data de choque específica.

A regressão de diferença em diferenças, por sua vez, tem por objetivo capturar de maneira mais precisa o efeito causal do desempenho socioambiental sobre o desempenho financeiro das firmas. Essa regressão usa dados diários durante o primeiro semestre de 2020 e tem duas datas de evento. A primeira delas é após o dia 21 de fevereiro, quando a bolsa brasileira sofreu o primeiro choque por conta da chegada da COVID-19 no território brasileiro. A segunda data é após o dia 30 de março, quando o Governo Federal brasileiro reagiu aos efeitos iniciais da pandemia com um plano de auxílio para empresas e indivíduos.

As colunas (1) e (2) da Tabela 4 apresentam os resultados da regressão de diferença em diferenças para retornos anormais diários. Os resultados mostrados na coluna (1) não utilizam efeitos fixos de firma nem de data (dia), enquanto ambos os efeitos estão presentes na coluna (2). Os erros-padrão dos modelos são agrupados por firma.

As firmas de alto desempenho socioambiental ($Alto\ ES = 1$) são aquelas que fazem parte do quartil superior das notas ES. O termo de interação entre alta nota socioambiental e a dummy para os dias que marcam o início da crise da COVID-19, $Alto\ ES \times Covid$, é positivo e estatisticamente significativo no nível de 5% tanto na regressão (1) quanto na (2). Empresas classificadas como de alto desempenho socioambiental tiveram, em média, após o dia 21/02/2020 até o dia 30/03/2020, um retorno anormal de 0,43 ponto percentual ao dia acima das demais empresas. Isso representa um retorno anormal equivalente a cerca de 9,0 pontos percentuais $(0.43 \times 21 = 9{,}0)$ ao mês. O efeito medido é também economicamente significativo e maior que aquele medido na regressão com dados transversais. Ao usar dados diários, a regressão de diferença em diferenças permite uma melhor identificação do efeito da pandemia sobre os retornos anormais.

Os resultados dos modelos (1) e (2) também mostram que o coeficiente da variável de interação entre alta nota socioambiental e a dummy para os dias que marcam o período após o anúncio do pacote de auxílio fiscal é negativo e estatisticamente significativo. Após os anúncios das medidas de auxílio emergencial por parte do governo, o retorno anormal positivo observado nas empresas de melhor desempenho socioambiental deixa de existir. O teste conjunto para a soma dos coeficientes das duas variáveis de intera-

Tabela 4
Regressões de diferença em diferenças

	Variáveis dependentes:			
	Retorno anormal		Risco idiossincrático	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Alto ES × *Covid*	0,426**	0,430**	−7,192**	−7,284**
	(0,171)	(0,170)	(3,598)	(3,594)
Alto ES × *Fiscal*	−0,500***	−0,504***	2,787	2,844
	(0,183)	(0,183)	(3,116)	(3,125)
Alto ES	−0,005		−1,169	
	(0,068)		(2,616)	
Covid	−1,136***		23,739***	
	(0,100)		(2,238)	
Fiscal	1,127***		−16,493***	
	(0,100)		(2,045)	
EF de firma	Não	Sim	Não	Sim
EF de dia	Não	Sim	Não	Sim
EP agrupado	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	19.378	19.378	19.378	19.378
$R^2_{aj.}$	0,010	0,131	0,028	0,104

O retorno anormal e o risco idiossincrático usados nas regressões desta tabela são séries diárias durante o primeiro semestre de 2020. O risco foi medido como o quadrado da volatilidade idiossincrática diária. A variável *Alto ES* é igual a 1 para empresas classificadas no quartil superior de nota socioambiental. *Covid* é uma dummy com valor 1 para todas as datas após o dia 21 de fevereiro de 2020. *Fiscal* é uma dummy com valor 1 para todas as datas após o dia 30 de março de 2020, quando o governo brasileiro implementou medidas de apoio às empresas e pessoas mais atingidas pela pandemia. Os erros-padrão, reportados entre parênteses, são agrupados por firma. Notação das significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

ção, *Alto ES* × *Covid* e *Alto ES* × *Fiscal* não é estatisticamente significativo (p-valor = 0,337).

A fim de validar a regressão de diferença em diferenças e verificar se nossos resultados não se devem a eventual comportamentos divergentes das empresas de alto desempenho socioambiental em relação às demais mesmo antes da pandemia da COVID-19, testamos o pressuposto de tendências paralelas. Para este fim, regredimos os retornos anormais diários exclusivamente no período de 1 de janeiro a 21 de fevereiro de 2020 contra uma variável dummy para empresas de alto desempenho socioambiental. O resultado mostrou que a variável dummy é estatisticamente não significativa (p-valor = 0,936), não sendo possível rejeitar o pressuposto de tendências paralelas da regressão de

diferença em diferenças para os retornos anormais.

Os modelos apresentados nas colunas (3) e (4) da Tabela 2 se referem à regressões de diferença em diferenças em que a variável dependente é o risco idiossincrático diário das firmas. Assim como nas regressões dos retornos anormais, utilizamos um modelo sem efeitos fixos de firma e dia e outro modelo com os efeitos fixos. Os resultados mostram que, no período após 21/02/2020 até 30/03/2020, empresas de alto desempenho socioambiental conseguem atenuar o efeito da pandemia sobre o aumento da sua volatilidade idiossincrática em comparação com as demais firmas. Esse achado está em linha com aquele encontrado para a regressão com dados transversais.

O resultado também mostra que as medidas de auxílio fiscal do governo não tiveram efeitos distintos na mitigação da volatilidade idiossincrática entre firmas de alto e baixo desempenho socioambiental. O coeficiente da variável de interação entre *Alto ES* e *Fiscal* é estatisticamente não significativo. O resultado do teste do pressuposto de tendências paralelas antes da pandemia da COVID-19 satisfaz esta especificação de diferença em diferenças (p-valor $= 0{,}655$).

4.3 Rentabilidade operacional

Além das métricas de desempenho relacionadas aos preços das ações (retorno anormal e volatilidade idiossincrática), também utilizamos métricas de desempenho contábil para analisar a relação delas com o desempenho socioambiental das firmas no início da pandemia da COVID-19. Ao contrário das métricas de mercado, as métricas contábeis são disponíveis apenas trimestralmente e costumam ser mais lentas na incorporação de novas informações.

Medimos o desempenho contábil das firmas usando a variação entre o segundo semestre de 2019 e o primeiro semestre de 2020 para três indicadores: o retorno sobre o ativo total, a margem de lucro operacional e o giro do ativo. A fim de capturar o efeito que a pandemia trouxe sobre o desempenho contábil das firmas, regredimos cada indicador sobre a nota de desempenho socioambiental padronizada (ES). Utilizamos o q de Tobin em todos os modelos de regressão como variável de controle para o valor das firmas. Em especificações alternativas, utilizamos caixa e alavancagem como controles adicionais. Todos os modelos estimados contém efeitos fixos de setor e os erros-padrão são agrupados por setor.

As colunas (1) e (2) da Tabela 5 apresentam os resultados do efeito do desempenho socioambiental sobre a variação do ROA. Na regressão com mais controles, o aumento de um desvio-padrão na nota ES está relacionado a um aumento de 0,88 no ROA semestral. Esse valor equivale a cerca de 37% da média da variação do ROA (ΔROA) da amostra. De maneira geral, a maioria

das empresas da amostra apresentou ΔROA negativo, conforme estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 2. Porém, as empresas com melhor desempenho socioambiental conseguiram manter rentabilidades mais elevadas, sofrendo menos os efeitos da pandemia sobre seus negócios.

Nas regressões (3) e (4), também encontramos um efeito positivo e significativo da variável ES sobre a mudança na margem operacional das firmas. No modelo com mais variáveis de controle, o aumento de um desvio-padrão no desempenho socioambiental está relacionado a um aumento de 5,67 pontos percentuais na mudança da margem operacional entre o segundo semestre de 2019 e o primeiro de 2020. Esse resultado representa cerca de 48% da média da variável ΔMOp encontrada na amostra. Grande parte das empresas sofreu com queda de receitas e de lucros durante os primeiros meses da pandemia. O que nossos resultados mostram é que as firmas com melhor desempenho socioambiental conseguiram ter suas rentabilidades operacionais menos atingidas.

As colunas (5) e (6) apresentam os resultados para a mudança no giro do ativo. Firmas com notas ES mais altas apresentaram maior aumento no giro do ativo. Para cada um desvio-padrão de aumento na nota ES, encontramos um aumento de aproximadamente 1,00 na variação do giro do ativo. Esse valor representa cerca de 15% do valor médio para a variável $\Delta GiroA$ na amostra. O giro do ativo é uma medida do quão eficiente uma firma consegue ser ao utilizar seus ativos para produzir receita. Nossos resultados indicam que empresas com maior desempenho socioambiental foram menos afetadas em termos dessa eficiência.

Como robustez, estimamos as regressões da Tabela 5 com ROE, volatilidade histórica no ano de 2019 e *dividend yield* como variáveis de controles adicionais. Os resultados foram qualitativamente semelhantes. Adicionalmente, substituímos a variável ES por uma variável dummy igual a 1 para as empresas que fazem parte do quartil superior de notas ES. A estimativa dos parâmetros de interesse apresentaram magnitude ainda mais elevada e maior significância estatística. Esses resultados foram omitidos em benefício da concisão.

Os resultados desta seção mostram que as empresas com melhor desempenho socioambiental tiveram, durante os primeiros meses de pandemia, maiores variações na rentabilidade de seus ativos em comparação com as empresas de pior desempenho socioambiental. Empresas podem aumentar seu ROA de duas formas: aumentando margem operacional (rentabilidade) ou aumentando giro do ativo (eficiência). É fácil perceber que ROA é o produto de margem e giro. Nossos resultados mostram que empresas com desempenho socioambiental mais alto alcançaram melhor desempenho fazendo as duas

Tabela 5
Desempenho operacional

	Variáveis dependentes:					
	ΔROA		ΔMOp		$\Delta GiroA$	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ES	0,808*	0,878**	6,170**	5,672**	0,941	0,996**
	(0,459)	(0,348)	(2,796)	(2,427)	(0,749)	(0,457)
q de Tobin	−0,073	−0,241	8,887*	10,140	−1,369	−1,496
	(0,557)	(0,533)	(4,825)	(5,799)	(1,041)	(1,053)
Caixa		9,727		12,141		15,198
		(6,057)		(24,172)		(9,951)
Alavancagem		1,996		31,469		5,828
		(2,733)		(24,471)		(5,806)
EF de setor	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EP agrupado	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	159	159	159	159	159	159
$R^2_{aj.}$	0,039	0,136	0,158	0,166	0,119	0,192

As variáveis dependentes utilizadas foram as variações no retorno sobre o ativo total (ΔROA), na margem de lucro operacional (ΔMOp) e no giro do ativo total ($\Delta GiroA$) no primeiro semestre de 2020 em relação ao último semestre de 2019. O retorno sobre o ativo foi medido como o EBITDA (lucro antes de juros, imposto de renda, depreciação e amortização) sobre o ativo total, a margem operacional foi medida como o EBITDA sobre a receita líquida, e o giro do ativo foi medido como a receita líquida sobre o ativo total. A variável *ES* foi padronizada para ter média zero e desvio-padrão igual a um. Os erros-padrão, reportados entre parênteses, são agrupados por setor. Notação das significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

coisas ao mesmo tempo: obtendo margens operacionais mais elevadas em relação às empresas com pior nota *ES*, juntamente com maior giro de ativo.

5. Conclusão

Em 11 de março de 2020 a Organização Mundial da Saúde declarou o estado de pandemia da COVID-19. Além de trazer um cenário de crise para a saúde, a doença também teve efeitos sobre a economia global. A pandemia afetou as firmas de diferentes formas: reduzindo receita, comprometendo margem, ou diminuindo produtividade. À medida que o número de casos e mortes por conta dessa nova doença começou a crescer, diversos mercados ao redor do mundo foram sendo afetados. O Ibovespa, principal índice da bolsa brasileira, perdeu 44% do seu valor entre os dias 21 de fevereiro e 23 de março de 2020, quando atingiu seu valor mais baixo naquele período.

Aproveitando o efeito exógeno gerado pela pandemia sobre o mercado financeiro e de capitais, estudamos a relação entre o desempenho socioambiental das empresas brasileiras e seu resultado financeiro. O período de análise foi de janeiro a junho de 2020, durante o início da crise do novo Coronavírus (SARS-CoV-2). Esta pesquisa replica parcialmente a metodologia empregada por Albuquerque et al. (2020) que analisou os efeitos da pandemia sobre uma amostra de empresas no mercado norte-americano.

Nossos resultados mostraram que empresas com melhor desempenho socioambiental, conforme medida disponível na Bloomberg, apresentaram maiores retornos anormais no período do estudo. A cada um desvio-padrão a mais na nota *ES*, as empresas melhoravam, em média, o retorno anormal em 2,65 pontos percentuais, mesmo controlando por efeitos fixos de setor e uma série de variáveis de controle. Esse resultado foi corroborado (e amplificado) por uma regressão de diferença em diferenças com vistas a capturar um possível efeito causal na relação entre *ES* e desempenho das firmas.

Além de maiores retornos anormais, também mostramos que as empresas com maior desempenho socioambiental tiveram menor volatilidade idiossincrática durante a pandemia. Nossos resultados indicam que para cada um desvio-padrão a mais na nota *ES*, a volatilidade diminuiu, em média, 0,158 ponto percentual (valor que representa cerca de 4,3% da volatilidade idiossincrática média da amostra). Esses resultados também foram corroborados pela regressão de diferença em diferenças.

Os resultados sobre o retorno anormal e a volatilidade idiossincrática buscam entender, na percepção do mercado, se empresas com melhor nota *ES* apresentam melhores resultados financeiros. Por outro lado, para investigar se há também um efeito sobre os indicadores contábeis das empresas, conduzimos regressões em que as variáveis dependentes eram índices que mediam

a rentabilidade operacional, eficiência no uso dos recursos (ativos) e rentabilidade do ativo. Os indicadores contábeis costumam ser mais lentos na incorporação de novas informações relevantes, muitas vezes capturadas de maneira mais instantânea pelos preços das ações. Ainda assim, conseguimos mostrar que empresas com maior desempenho socioambiental apresentaram melhores indicadores que empresas com menor nota *ES*.

Nossos resultados estão em linha com outras pesquisas que usaram o choque exógeno causado pela COVID-19 na investigação da relação entre desempenho socioambiental e outras métricas de valor. Arora et al. (2022) encontram que firmas com maior engajamento em práticas de responsabilidade social corporativa (CSR, em inglês) apresentam maior desempenho que as demais. Broadstock et al. (2021) mostram que empresas com melhor desempenho nos quesitos ambiental, social e de governança (ESG, em inglês) têm maior retorno e menor risco, especialmente durante crises. De acordo com Gregory (2022), as firmas devem adotar boas práticas socioambientais e de governança, pois esse investimento fornece uma proteção muito efetiva contra os efeitos negativos observados em momentos de crise.

Nossos achados complementam e contribuem para o debate acerca da importância dos investimentos em boas práticas sociais e ambientais por parte das empresas. Apesar desses investimentos representarem gastos muitas vezes não relacionados à atividade fim da empresa, beneficiando mais a sociedade em geral que o acionista em particular, eles também trazem vantagens para os negócios, especialmente em momentos de crise.

Referências

Albuquerque, R., Koskinen, Y., Yang, S. e Zhang, C. (2020). Resiliency of environmental and social stocks: An analysis of the exogenous COVID-19 market crash, *The Review of Corporate Finance Studies* **9**(3): 593–621.

Arora, S., Sur, J. K. e Chauhan, Y. (2022). Does corporate social responsibility affect shareholder value? Evidence from the COVID-19 crisis, *International Review of Finance* **22**(2): 325–334.

Bloomberg (2022). BESG <GO>: Overview of Bloomberg ESG help page, *Technical report*, A Bloomberg Professional Services Offering.

Broadstock, D. C., Chan, K., Cheng, L. T. e Wang, X. (2021). The role of ESG performance during times of financial crisis: Evidence from COVID-19 in China, *Finance Research Letters* **38**: 101716.

Busch, T. e Friede, G. (2018). The robustness of the corporate social and financial performance relation: A second-order meta-analysis, *Corporate Social Responsibility and Environmental Management* **25**(4): 583–608.

Castro, F. H. e Yoshinaga, C. (2020). As maiores quedas diárias do Ibovespa: Três das 12 piores quedas foram em 2020. Publicado em 2 de abril de 2020 na conta @finance_br no Instagram. Acessado em 9 de agosto de 2022.

Friede, G., Busch, T. e Bassen, A. (2015). ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies, *Journal of Sustainable Finance & Investment* **5**(4): 210–233.

Friedman, M. (1970). A Friedman doctrine: The social responsibility of business is to increase its profits, *The New York Times Magazine* **13**(1970): 32–33.

Gregory, R. P. (2022). ESG scores and the response of the S&P 1500 to monetary and fiscal policy during the Covid-19 pandemic, *International Review of Economics & Finance* **78**: 446–456.

Henisz, W., Koller, T. e Nuttall, R. (2019). Five ways that ESG creates value, *The McKinsey Quarterly* .

Folger-Laronde, Zachary and Pashang, Sep and Feor, Leah and ElAlfy, Amr (2022). ESG ratings and financial performance of exchange-traded funds during the COVID-19 pandemic, *Journal of Sustainable Finance & Investment* **12**(2): 490–496.

IPCC (2021). Summary for Policymakers, *in* V. Masson-Delmotte e P. Zhai et al. (eds), *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 3–32.

KPMG (2020). The time has come: The KPMG survey of sustainability reporting 2020, *KPMG's Global Center of Excellence for Climate Change and Sustainability* .

Margolis, J. D., Elfenbein, H. A. e Walsh, J. P. (2009). Does it pay to be good... and does it matter? A meta-analysis of the relationship between corporate social and financial performance, *SSRN* .

Masulis, R. W. e Reza, S. W. (2015). Agency problems of corporate philanthropy, *The Review of Financial Studies* **28**(2): 592–636.

McWilliams, A. e Siegel, D. (2001). Corporate social responsibility: A theory of the firm perspective, *Academy of Management Review* **26**(1): 117–127.

OMS (2021). The true death toll of COVID-19: Estimating global excess mortality.

Qiu, S. C., Jiang, J., Liu, X., Chen, M.-H. e Yuan, X. (2021). Can corporate social responsibility protect firm value during the COVID-19 pandemic?, *International Journal of Hospitality Management* **93**: 102759.

Rodrigo, P., Duran, I. J. e Arenas, D. (2016). Does it really pay to be good, everywhere? A first step to understand the corporate social and financial performance link in Latin American controversial industries, *Business Ethics: A European Review* **25**(3): 286–309.

Surroca, J., Tribó, J. A. e Waddock, S. (2010). Corporate responsibility and financial performance: The role of intangible resources, *Strategic Management Journal* **31**(5): 463–490.

Taxas de câmbio e distorções contábeis nas operações de *hedge*: Caso hipotético com dados reais de mercado

Exchange rates and accounting distortions in hedge operations: Hypothetical case with real market data

Gilvan Machado Morais[†]
Pietro Ladeia Christovam[‡]
Maria Paula Vieira Cicogna[*]
Ricardo Luiz Menezes da Silva[**]
Maurício Ribeiro do Valle[***]

Resumo O objetivo da pesquisa é evidenciar distorções contábeis causadas pelo uso de diferentes taxas de câmbio na contabilização das operações de *hedge* e mostrar o *hedge accounting* como solução. As divergências surgem pela omissão das normas contábeis em definir a taxa de câmbio que deve ser empregada. Ilustramos, a partir de um caso, o efeito das diversas taxas cambiais sobre os demonstrativos contábeis. Os resultados revelam que os efeitos sobre o resultado e o patrimônio podem mudar dependendo do emprego do *hedge accounting*. Além do *hedge accounting*, sugere-se que os ativos e passivos em dólar dos instrumentos de *hedge* sejam descontados pelo cupom cambial e convertidos pela PTAX, como forma de compatibilizar com a conversão dos ativos e passivos em dólar; alternativamente, o órgão normativo brasileiro poderia divulgar uma taxa de câmbio oficial para ser empregada.

Palavras-chave: Taxa de câmbio; Evidenciação contábil; *Hedge accounting*; Normas contábeis.

Código JEL: M40, M41.

Abstract Our objective is to uncover accounting distortions caused by using different exchange rates in hedge operations, and to introduce hedge accounting as a solution. Exchange rate differences arise from a lack of accounting standards to define which exchange rate to use. Through a case study, we illustrate the effect of different exchange rates on financial statements. We show that both earnings and equity can change, as a result of using hedge accounting. In addition to hedge accounting, we suggest discounting assets and liabilities in dollars by the exchange coupon, then converting them by PTAX as a way to ensure compatibility; alternatively, Brazil's regulatory body could publish an official exchange rate to be used.

Keywords: Exchange rate; Accounting disclosure; Hedge accounting; Accounting standards.

JEL Code: M40, M41.

Submitted on October 10, 2022. Revised on November 9, 2022. Accepted on November 25, 2022. Published online in March 2023. Editor in charge: Jedson Pinto.

[†]FEA/USP Ribeirão Preto, Brasil: gilvan.morais@alumni.usp.br
[‡]FEA/USP Ribeirão Preto, Brasil: pizzopi@alumni.usp.br
[*]Faculdades de Campinas, Brasil: maria.cicogna@facamp.com.br
[**]FEA/USP Ribeirão Preto, Brasil: rlms@fearp.usp.br
[***]FEA/USP Ribeirão Preto, Brasil: marvalle@usp.br

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146 ©2023 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

1. Introdução

A definição de políticas de *hedge*, a sua implementação com a escolha dos instrumentos adequados, a estruturação dos controles operacionais e a evidenciação dos seus resultados são verdadeiros desafios para as empresas. O presente artigo vem contribuir com a discussão e avaliação das operações de *hedge* no aspecto de evidenciação contábil, que envolve a interpretação das normas emitidas, a escolha ou não de fazer *hedge accounting*, além do uso das informações e métodos para demonstrar os resultados para os diversos usuários das informações contábeis.

Especificamente, o artigo trata, por meio de um caso hipotético, de empresas com exposições originais em ativos ou passivos em moeda estrangeira e que fazem uso de derivativos para se protegerem dos riscos originados por essa exposição cambial, tais como empresas exportadoras e importadoras. Mais precisamente, o artigo discute o impacto do uso de diferentes taxas de câmbio na contabilização e evidenciação das variações cambiais que ocorrem nos objetos e instrumentos de *hedge*. O uso de um caso hipotético é necessário devido à falta de detalhes das operações de *hedge* e seus respectivos instrumentos nos Demonstrativos Financeiros, mais especificamente nas Notas Explicativas.

Inicialmente cabe a pergunta: por que diferentes taxas cambiais? Nas suas operações cotidianas, as empresas fazem suas operações que envolvem moedas estrangeiras nos mercados à vista e podem utilizar derivativos de câmbio para se protegerem do risco de mercado envolvido nessas operações. As operações realizadas nos mercados à vista são negociadas pela taxa de câmbio observada no momento da negociação, denominada taxa *spot*, ou podem realizar contratos a serem liquidados pela taxa de câmbio calculada e divulgada diariamente pelo Banco Central do Brasil, a saber, a PTAX. Caso o hedge seja realizado, a liquidação financeira dos derivativos é realizada no vencimento contra a PTAX, ou, caso haja ajuste diário da posição, a liquidação financeira é feita pela taxa de câmbio futura, calculada pelas taxas negociadas ao longo do dia (denominada taxa de ajuste). Logo, na contabilização dos objetos e instrumentos de *hedge* e de seus resultados nos fechamentos dos exercícios, a empresa se depara com três taxas cambiais: a taxa à vista (*spot*), as taxas de câmbio futuras (taxas de ajuste, calculadas para as datas dos vencimentos dos derivativos) e a PTAX. Além da determinação da taxa de câmbio, a empresa deve definir qual taxa de desconto utilizar para trazer a valor presente as operações cujos vencimentos estão no futuro.

Harris e Rajgopal (2018) também utilizaram algumas situações contábeis hipotéticas que envolvem diferentes taxas de câmbio para explorar as deci-

sões de CFOs e os reportes contábeis, além de outros aspectos envolvidos em um amplo estudo. Dentre os resultados, os autores destacaram que todas as medidas de lucro líquido agregado e do balanço patrimonial são impactadas pela escolha da moeda funcional. Além disso, orçamentos, metas e precisões também são afetados pela taxa de câmbio esperada pela empresa, levando a um impacto econômico real no processo de decisão dentro e fora de empresa.

Em princípio, bem entendidos a natureza das operações, a forma como serão liquidadas e o momento de liquidação de cada uma, não dever-se-iam encontrar problemas decorrentes de diferentes taxas cambiais ao longo do tempo. Sabe-se perfeitamente que há uma relação entre essas taxas cambiais e que essa relação é função da taxa de câmbio à vista (*spot*) e das taxas de juros negociadas no momento em que aquelas taxas cambiais estão sendo transacionadas. O problema aparece quando, juntamente com taxas de câmbio à vista e futuras, a empresa se depara com o uso da PTAX, por determinação ou interpretação de normas. Diferentemente das outras duas, que são taxas negociadas simultaneamente, a PTAX é uma taxa estática determinada no meio do dia a partir do cálculo das taxas à vista que ocorreram no mercado de câmbio em um período específico. Em outras palavras, A PTAX não é uma taxa de negociação, mas uma estatística das taxas negociadas ao longo de um curto período. A PTAX é formada até às 13h10 enquanto o mercado continua aberto com negociação do dólar à vista e futuros até às 18h.

Para ilustrar a diferença entre as taxas de câmbio à vista (*spot*), a taxa de câmbio à vista calculada a partir dos contratos futuros de câmbio (taxa implícita) e a PTAX, foram coletados os dados negociados em diferentes momentos do dia, entre o dia 25/5/2021 e 25/6/2021, por meio da plataforma Bloomberg. A coleta dos dados foi feita por registro manual das taxas observadas em seis horários fixos ao longo dos dias do período, o que explica o curto período de coleta dos dados. A taxa de câmbio à vista (*spot*) se mostrou, em média, 0,07% acima da PTAX, enquanto a taxa implícita foi, em média, 0,20% superior à PTAX.

Os dados das taxas de câmbio divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BCB) podem dar a ideia da diferença do dólar negociado ao longo do dia (taxa média – BCB-DSTAT) para o dólar de fechamento (PTAX800). Olhando para as cotações de venda mensais entre janeiro de 2012 e setembro de 2022, a PTAX800 média foi de R$3,5937, enquanto a taxa BCB-DSTAT média foi de R$3,5796, uma diferença média entre as taxas de 0,406% maior para a PTAX800, com desvio-padrão de 2,28%. No período, a taxa de fechamento teve a maior diferença em relação à taxa média em março de 2020, quando a primeira foi de R$5,1987 e a segunda foi de R$4,8839. O oposto ocorreu em junho/2016, quando a taxa média foi 6,27% maior do que a taxa

de fechamento, com valores de R$3,4245 e R$3,2098, respectivamente. Assim, em um país em que as taxas de câmbio variam diária e consideravelmente, os efeitos podem ser significativos. Não são raros os dias de fechamento de exercício em que, das 13:00h, horário da determinação da PTAX, até o final do dia, horário do final das negociações nos mercados cambiais e determinação das taxas futuras para contabilização, essa variação montou vários pontos percentuais.

Vejam, então, que as empresas, a depender das normas contábeis ou interpretação que fazem das mesmas, utilizarão, para contabilizar e evidenciar os resultados das variações cambiais sobre os seus objetos e instrumentos de hedge, as taxas cambiais que estão sendo negociadas e determinadas até o final do dia e uma taxa cambial que fora determinada até a metade do dia, e que ficou estática a partir de um determinado horário. Distorções aparecem quando, por exemplo, um ativo é contabilizado utilizando a PTAX, enquanto o instrumento de *hedge* escolhido para sua proteção é contabilizado a partir da taxa de câmbio futura, calculada pela da taxa de câmbio à vista. As empresas podem, com isso, estar convivendo com ativos e passivos determinados em diferentes horários ao longo do último dia do exercício, quando serão contabilizados os seus valores patrimoniais e os seus resultados.

A literatura, por sua vez, está mais voltada para investigar os benefícios do *hedge* para um conjunto de empresas, não sendo encontrada discussão sobre questões específicas da prática do *hedge*. Órgãos normativos também estão passando ao largo de pontos tão específicos e as empresas não detalham suas políticas, o que dificulta a compreensão da forma como estão interpretando as normas e de quais taxas estão utilizando. Nesse contexto, as contribuições desse artigo são: (i) evidenciar, por meio de um caso hipotético, potenciais problemas que podem aparecer no patrimônio e no resultado das empresas, a depender da leitura que se faça de normas ou orientação esparsa a respeito das taxas de câmbio usadas para fins de contabilização, (ii) provocar a discussão sobre o assunto, (iii) indicar a necessidade de se detalhar os manuais que tratam das boas práticas para se avaliar e contabilizar os ativos e passivos em moeda estrangeira, e (iv) mostrar que a distorção contábil pode ser solucionada pelo *hedge accounting*.

Para alcançar esses objetivos, estruturou-se o trabalho com as seguintes etapas: revisão da literatura sobre *hedge accounting* e revisão das normas contábeis para uma discussão ampla sobre pesquisas sobre o tema, inclusive nos normativos de taxas de câmbio e de juros para fins de contabilização; consulta a notas explicativas de empresas com o intuito de encontrar as práticas preponderantemente adotadas em relação às taxas de câmbio utilizadas na sua contabilidade; e o desenvolvimento de um caso hipotético para demonstrar a

principal hipótese do trabalho: a escolha de taxas cambiais a partir da interpretação de normas, que não são específicas e claras sobre o assunto, pode levar a distorções temporárias no patrimônio e nos resultados das empresas. Por fim, estão os comentários finais.

2. Revisão da literatura e das normas contábeis

Os investimentos globais, o comércio internacional e a abertura crescente dos mercados de crédito e de capitais podem explicar a realização de transações em moeda estrangeira. Nesse contexto, naturalmente surge a necessidade de conversão desses ativos e/ou passivos para a moeda em que as empresas elaboram suas demonstrações contábeis.

Diante do risco cambial, essas empresas podem ter uma política de *hedge* para proteger seu patrimônio decorrente da variação das taxas cambiais. No Brasil, as empresas exportadoras e que possuem dívidas em moeda estrangeira usam derivativos de moeda para gerenciar o risco de variação cambial (Galdi e Guerra, 2009; Lopes et al., 2013).

Há diversos estudos sobre a prática do *hedge* no contexto empresarial, sendo que, alguns investigaram os determinantes para a aplicação do *hedge*, enquanto outros analisaram a relação entre *hedge* e o valor das empresas. Há também pesquisas sobre *hedge* em situações de crise financeira, efetividade do *hedge*, além de mudanças no risco das empresas. Dado o intuito do presente trabalho de discutir especificamente a questão de taxas cambiais usadas na conversão de ativos e passivos em moeda estrangeira para a moeda doméstica no contexto brasileiro, a pesquisa deu preferência para a literatura nacional.

Lopes e Santos (2003) analisaram os critérios de *hedge* e seu tratamento seguindo a normatização do FASB Nº 133 – *Accounting for Derivative Instruments and Hedging Activities*. Eles também apresentaram sugestões para o teste de efetividade, baseadas em métodos econométricos. Galdi e Guerra (2009) investigaram os determinantes para a aplicação do *hedge accounting* em empresas brasileiras listadas na Bolsa de Valores de Nova Iorque. Os autores encontraram uma relação positiva entre a dívida de longo prazo e a aplicação da contabilidade de *hedge*. Por sua vez, Borgheti et al. (2020) investigaram a relação entre *hedge accounting* e o valor das empresas de capital aberto. Os autores concluíram que a aplicação do *hedge accounting* não necessariamente possui efeito nos preços das ações. Sticca e Nakao (2019) estudaram a escolha da contabilidade de *hedge* de fluxo de caixa devido à possibilidade de diferir perdas cambiais em outros resultados abrangentes (ORA). Os resultados indicam que analistas e investidores não conseguem precificar de forma adequada os saldos diferidos em ORA, incentivando a prática de

loss avoidance em cenários de crise financeira.

Contudo, nenhum desses trabalhos tratou especificamente da taxa cambial e seu impacto nas demonstrações financeiras. Dada a questão central do presente trabalho, qual seja, dependendo da leitura e interpretação das normas feitas pelas empresas, a escolha de taxas cambiais pode levar a distorções nas demonstrações financeiras, avançou-se a investigação na literatura com o intuito de tentar responder se o *hedge accounting* poderia ser uma solução para o potencial problema, uma vez que, sendo temporárias essas distorções, o *hedge accounting* estaria alocando-as em ORA e não na DRE.

Nesse sentido, os estudos de Galdi e Guerra (2009), Borgheti et al. (2020) e Sticca e Nakao (2019) sinalizam que o *hedge accounting* não muda a avaliação que usuários da contabilidade fazem dos resultados, riscos e patrimônio das empresas. Trabalhos realizados em outras economias corroboram essa interpretação. Por exemplo, Pierce (2020) observou redução na volatilidade dos lucros quando da aplicação do *hedge accounting*, mas nenhuma alteração na avaliação de risco das empresas. Ou seja, o *hedge accounting* suavizou os números, sem nenhuma alteração na avaliação de risco das empresas.

Os resultados desses estudos são indícios de que o *hedge accounting*, enquanto potencial ferramenta para lidar com distorções temporárias nas demonstrações financeiras, pode não ser bem compreendido pelo usuário da informação. Por outro lado, há estudos que revelam o conteúdo informacional do *hedge accounting*, por exemplo, Ranasinghe et al. (2022) investigaram o impacto desta prática contábil na previsibilidade do lucro para empresas da indústria de exploração e produção de petróleo e gás e a indústria de aviação civil. Os achados revelaram que os derivativos para *hedge* podem melhorar a previsibilidade do lucro e aumentar a acurácia das previsões dos analistas. Contudo, os *hedges* considerados ineficazes podem aumentar a volatilidade dos lucros e prejudicar significativamente sua previsibilidade. No Brasil, Potin et al. (2016), encontraram que o *hedge accounting* tem uma relação positiva na relevância da informação contábil e no *disclosure* dos derivativos, e negativa em relação aos dos lucros. Para os bancos, segundo Feitosa et al. (2020), o *hedge accounting* pode aumentar a persistências dos resultados divulgados.

Nenhuma das pesquisas encontradas, entretanto, abordou os efeitos das diferentes taxas de câmbio na avaliação e contabilização dos ativos e passivos em moeda estrangeira. As normas contábeis dizem que antes de fazer a conversão dos saldos, as empresas devem consultar o pronunciamento contábil CPC 02 – Efeitos das Mudanças nas Taxas de Câmbio e Conversão de Demonstrações Contábeis. O objetivo dessa norma é orientar acerca da inclusão das transações em moeda estrangeira e de operações no exterior nas demons-

trações contábeis da entidade (CPC, 2010). Por exemplo, consta no item 39 do CPC 02 que:

> (a) ativos e passivos para cada balanço patrimonial apresentado (incluindo os balanços comparativos) devem ser convertidos, utilizando-se a taxa de câmbio de fechamento na data do respectivo balanço;
>
> (b) receitas e despesas para cada demonstração do resultado abrangente ou demonstração do resultado apresentada (incluindo as demonstrações comparativas) devem ser convertidas pelas taxas de câmbio vigentes nas datas de ocorrência das transações;
>
> (c) todas as variações cambiais resultantes devem ser reconhecidas em outros resultados abrangentes.

Os itens 21 e 23 da mesma norma também orientam sobre o registro de transações em moeda estrangeira e a forma como os itens monetários e não monetários devem ser convertidos para fins de divulgação. A norma ainda estabelece a necessidade de divulgação da política de *hedge*, além da demonstração do que tem ocorrido com os seus ativos, passivos e resultado.

A política de *hedge* consiste em uma operação realizada para minimizar a exposição de determinado ativo ou passivo de uma empresa. O CPC 48 – Instrumentos Financeiros descreve que "o objetivo da contabilização de *hedge* é representar, nas demonstrações contábeis, o efeito das atividades de gerenciamento de risco da entidade que utiliza instrumentos financeiros para gerenciar exposições resultantes de riscos específicos que poderiam afetar o resultado (...)" (CPC, 2021). Ainda, o *hedge accounting* pode trazer mais transparência sobre a política de gestão de riscos, permitindo que a gestão tome decisões mais adequadas sobre os derivativos usados (Galdi et al., 2018).

Neste contexto, para fins de aplicação do *hedge accounting,* o CPC 48 exige a definição do objeto e do instrumento de *hedge*. No item 6.3.1 desse pronunciamento, o objeto ou "item protegido pode ser um ativo ou um passivo reconhecido, um compromisso firme não reconhecido, uma transação prevista ou um investimento líquido em operação no exterior" (CPC, 2021). A designação exigida pela norma compreende alteração de valor justo ou variabilidade de fluxo de caixa, desde que, o componente de risco seja identificável e mensurável de forma confiável. Os autores Galdi et al. (2018) explicam que, o objeto de *hedge* corresponde ao item que gera exposição a algum risco identificado, sendo, portanto, objeto da transação de proteção. Quanto à contabilização, os registros contábeis do item protegido dependem do tipo de *hedge* usado pela empresa: *hedge* de valor justo, de fluxo de caixa e de investimento líquido em operação no exterior.

Finalmente, o CPC 48 oferece um regramento para cada situação de proteção de risco, com o propósito de conciliar as diferentes bases de mensuração, buscando conciliar os momentos de reconhecimento. A norma abrange, portanto, uma ampla possiblidade de casos, cada um com suas especificidades, o que foge do escopo deste artigo.

Por sua vez, o instrumento de *hedge* é o item usado com o propósito de redução da exposição de risco que a entidade está exposta (Galdi et al., 2018). Além disso, o CPC 48 apresenta as possibilidades de definição de instrumento de *hedge*, considerando os derivativos e os instrumentos financeiros não derivativos. Há orientações específicas, por exemplo, a gestão pode usar de alguns derivativos para *hedge* e não atribuir totalmente a variação do valor justo destes instrumentos para fins de proteção. No CPC 48, o item 6.2.4 trata da designação de instrumento de *hedge*:

> Instrumento que se qualifica deve ser designado em sua totalidade como instrumento de *hedge*. As únicas exceções permitidas são:
>
> (a) a separação do valor intrínseco e do valor de contrato de opção no tempo e a designação como instrumento de *hedge* apenas da alteração no valor intrínseco da opção e, não, a alteração em seu valor no tempo (ver itens 6.5.15 e B6.5.29 a B6.5.33);
>
> (b) separar o elemento a termo e o elemento à vista do contrato a termo e designar como instrumento de hedge somente a alteração no valor do elemento à vista do contrato a termo e, não, o elemento a termo; de forma similar, o *spread* com base em moeda estrangeira pode ser separado e excluído da designação do instrumento financeiro como instrumento de *hedge* (ver itens 6.5.16 e B6.5.34 a B6.5.39); e
>
> (c) uma proporção de todo o instrumento de *hedge*, como, por exemplo, 50% do valor nominal, pode ser designada como instrumento de *hedge* em relação de proteção. Entretanto, o instrumento de *hedge* pode não ser designado para parte de sua alteração no valor justo que resultar apenas de parte do período de tempo durante o qual o instrumento de *hedge* permanecer pendente.

A decomposição dos elementos à vista e a termo para fins de designação do instrumento de *hedge*, conforme mencionado na letra b) do item 6.2.4, é importante especialmente quando ocorrem operações em moeda estrangeira,

devido ao risco da variação cambial, que pode proporcionar ganhos ou perdas no resultado das empresas.

Um dos principais instrumentos de *hedge* para operações com derivativos cambiais é o contrato a termo de taxa de câmbio, denominado *Non-Deliverable Forward* – NDF. Este derivativo é amplamente utilizado pelas empresas devido a suas características operacionais relativamente simples quando comparadas aos demais derivativos de câmbio, além de ser ofertado muitas vezes pelo próprio banco com os quais as empresas possuem relacionamento comercial, uma vez que a redução do risco de mercado oriundo das taxas de câmbio reduz o risco de inadimplência das operações, podendo levar à redução das taxas de juros de empréstimos quando as operações são feitas simultaneamente.

As operações de NDF ocorrem no mercado de balcão e têm liquidação financeira em reais pela diferença entre o valor inicialmente contratado e o preço de fechamento da moeda estrangeira na data de vencimento (Lopes et al., 2013; Ma et al., 2004), não havendo a possibilidade de liquidação com entrega física da moeda estrangeira por determinação do Banco Central do Brasil, fato que explica o nome do derivativo.

As normas contábeis, entretanto, não deixam explícitas as orientações quanto às taxas de câmbio que devem ser utilizadas, podendo gerar resultados não desejados nos demonstrativos contábeis. Por exemplo, o "CPC 02 – *Efeitos das Mudanças nas Taxas de Câmbio e Conversão de Demonstrações Contábeis"* define taxa de fechamento como a taxa de câmbio à vista vigente ao término do período de reporte. Segundo esta norma, a taxa de câmbio à vista é a taxa de câmbio normalmente utilizada para liquidação imediata das operações de câmbio, mas não há nenhuma especificação sobre a fonte dessa informação.

Ressalta-se que o CPC 02 está na sua segunda revisão, enquanto o texto aprovado inicialmente em 2007 especificava que a taxa de câmbio à vista seria "*divulgada pelo Banco Central do Brasil*". Assim, entende-se que houve um entendimento de não citar explicitamente a autoridade monetária brasileira para fins de definição da taxa de câmbio, o que foi operacionalizado pela segunda revisão CPC 09 (CPC, 2016), que eliminou a referência ao Banco Central. A minuta do documento de Revisão de Pronunciamentos Técnicos nº 09 foi aprovada pela CVM, por meio da deliberação CVM nº 760 de 2016 (Brasil, 2016). Segundo o documento, o motivo para essa alteração é meramente alinhamento com a norma internacional "IAS 21 – *The Effects of Changes in Foreign Exchange Rates"*, pois em outras jurisdições pode existir mais de uma taxa de câmbio aplicável.

No Brasil, normalmente se usa a PTAX como taxa de câmbio oficial para

fins de aplicação do CPC 02, conforme apontado nos relatórios de auditoria que aplicam esta taxa de câmbio como taxa de fechamento. A PTAX é calculada a partir das cotações apuradas pelo Banco Central por meio de consultas aos *dealers* de câmbio. De modo simplificado, o sistema consulta os *dealers* em quatro momentos diferentes do dia, sendo a primeira consulta entre 10:00h e 10:10h; a segunda entre 11:00h e 11:10h; a terceira entre 12:00h e 12:10h, e a quarta e última entre 13:00h e 13:10h. Em cada janela, os *dealers* informam uma única taxa de compra e outra de venda. São excluídas as duas maiores e as duas menores taxas para compra e para venda, e, após isso, são calculadas as taxas médias de compra e venda para o dia (Bacen, 2018). Nota-se que este cálculo se encerra por volta das 13h30, o que significa que a PTAX fica estagnada na metade do dia, enquanto o dólar à vista continua sendo negociado durante a tarde.

Para as Instituições Financeiras, o item 1.29.1.2 do Manual de Normas do Sistema Financeiro COSIF oferece alguma orientação para a conversão das contas patrimoniais:

> As contas patrimoniais representativas de moedas estrangeiras devem ser reajustadas, mensalmente, com base nas taxas fornecidas pelo Banco Central para fins de balancetes e balanços, de forma que o saldo em moeda nacional reajustado corresponda, em natureza (devedora e credora) e valor, ao saldo em moeda estrangeira nela registrado, convertido às taxas mencionadas. A variação cambial apurada em cada uma das contas patrimoniais deve ser registrada, conforme o caso, em Rendas de Variações e Diferenças de Taxas e Despesas de Variações e Diferenças de Taxas (Bacen, 1991).

Dessa maneira, o COSIF não especifica a taxa que deve ser utilizada, porém a taxa que o Banco Central divulga é a PTAX. Por outro lado, o CPC 02 determina que, na mensuração inicial seja utilizada a taxa à vista (*spot*) entre as moedas da transação. Já ao final do período, para divulgação, recomenda-se que os itens monetários em moeda estrangeira sejam convertidos utilizando a taxa de fechamento.

3. Situação problema

O problema alvo deste artigo tem origem na prática do *hedge*, que é alvo de muitos trabalhos acadêmicos, mas sem uma discussão mais aprofundada sobre as taxas de câmbio usadas para fins de contabilização. Considere o caso de uma empresa que possui depósito em moeda estrangeira, cuja conversão para o real é feita pela PTAX (cotação divulgada no meio do dia).

A empresa pode contratar um NDF para se proteger do risco de variação cambial, que poderá sofrer ganhos ou perdas em função da variação do dólar futuro, que continuará oscilando ao longo da tarde juntamente com o dólar à vista (*spot*). Caso a PTAX seja considerada como taxa de fechamento, ocorrerá o descolamento entre a taxa à vista e a taxa PTAX. Por sua vez, o registro contábil do NDF depende da leitura e interpretação das normas, cabendo destacar que o dólar a termo é negociado entre 9:00h e 18:00h, como ilustra a Figura 1.

Figura 1
Resumo da situação problema discutida



Com o objetivo de verificar as empresas com alguma estratégia de proteção ou que aplicavam o *hedge accounting* e as taxas de câmbio usadas para fins de conversão das contas patrimoniais foram selecionadas empresas de capital aberto listadas na B3 (Brasil, Bolsa, Balcão) do setor de *commodities* por estarem entre as maiores importadoras e exportadoras do Brasil. A dificuldade de análises deste tipo está no fato de que as informações procuradas constam nas Notas Explicativas dos Demonstrativos Financeiros, as quais não são padronizadas em seu formato, nem em seu conteúdo, embora existam diretrizes quanto às informações que devem ser divulgadas por meio das notas. Assim, a amostra compreendeu inicialmente 19 empresas, sendo duas delas excluídas por falta de informações sobre o tema, para os anos 2017, 2018 e 2019. A lista completa está no Anexo A.

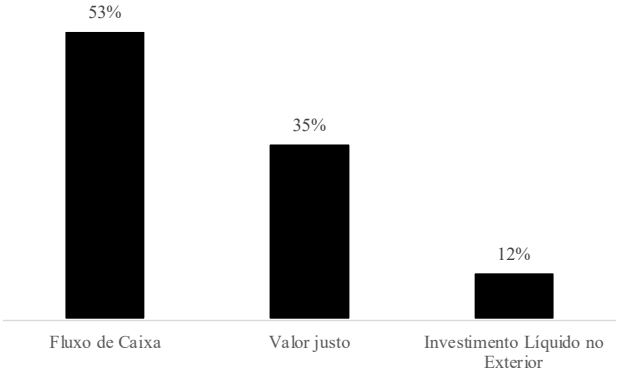
Das 17 empresas analisadas, seis delas não apresentavam nenhuma política de proteção cambial, três aplicavam alguma política de *hedge*, sem a aplicação da contabilidade de *hedge* prevista pelo CPC 48, e oito adotavam a política de *hedge accounting* prevista pelo CPC 48 – vide Figura 2. Vale ressaltar que a adoção do *hedge accounting* é facultativa.

Ao se tratar de risco cambial, treze (76%) das empresas informaram que

monitoram este risco, sendo que para as outras quatro empresas (24%) não tinham nenhuma informação sobre qualquer ação de monitoramento. Além disso, as empresas não divulgaram as taxas de câmbio utilizadas para efeito de conversão de moedas.

Dentre as empresas que aplicam *hedge accounting*, nove (53%) deve-se à proteção do fluxo de caixa, seis (35%) fazem *hedge* de valor justo e as duas restantes (12%) fazem *hedge* de investimento líquido no exterior, como mostrado na Figura 2.

Figura 2
Tipos de hedge accounting mais utilizados pelas empresas



De maneira geral, não foram encontradas muitas informações a respeito de política de *hedge*. Mesmo informações como o objeto de *hedge* não foram encontradas de forma explícita nas notas explicativas. Frente a esta situação, foi feita uma consulta à Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e ao Banco Central do Brasil para identificar se havia ou não alguma taxa de fechamento oficial. Na consulta feita às instituições, o Banco Central informou que as instituições por ele autorizadas a funcionar devem utilizar a PTAX como taxa de fechamento, enquanto a CVM apenas informou que não pode responder por casos genéricos sobre o assunto.

4. Análise da situação-problema

Para discussão do problema descrito anteriormente, elaborou-se um caso hipotético, que descreve um problema particular com base em uma situação da realidade (Roselle, 1996). Dessa forma, a abordagem voltada para resolver problemas permite classificar a presente pesquisa como um artigo técnico,

cujo propósito é "configurar-se como relatos de experiências com utilização de abordagens participantes ou baseadas na ação, visando ao registro e à sistematização *ex post facto* para soluções implementadas, evidenciando os resultados obtidos" (Motta, 2017, p. 2).

Sendo a inovação, a melhoria e a extrapolação os enfoques propostos de um artigo técnico, a abordagem deste artigo volta-se para a melhoria, visto que uma situação problema é apresentada no contexto de *hedge*, com o propósito de discutir e sugerir soluções. Assim sendo, a situação-problema é apresentado a seguir.

Na elaboração do caso foram utilizadas informações condizentes com a situação real de uma empresa exportadora, inclusive para as taxas de câmbio utilizadas, efetivamente observadas nas datas mencionadas. Espera-se, dessa maneira, refletir no caso hipotético os resultados reais das distorções causadas pelas taxas de câmbio.

No dia 19/3/21, a empresa X S.A. detinha duas contas em seu balanço patrimonial: um depósito em dólar de US$10 milhões, previstos para serem convertidos em reais no dia 31/5/21 e um capital social de R$55.076.000. Considere que a PTAX do dia 19/3 foi igual a R$5,5076 por dólar, o que resulta no seguinte Balanço Patrimonial:

Figura 3
Balanço Patrimonial inicial em 19/3

Balanço Patrimonial em 19/03 (antes da operação do NDF)			
Ativo	US$	R$/US$	R$
Caixa	10.000.000	5,5076	55.076.000
Passivo e PL			
Passivo			
Capital			55.076.000
Lucro Acumulado			

A empresa X S.A. está preocupada com uma possível desvalorização do dólar no período entre 19/3 e 31/5, por isso, resolveu vender dólares no mercado futuro ou a termo, com o objetivo de garantir uma quantia fixa em reais para os dólares que serão recebidos no dia 31/5. Para tanto, escolheu o instrumento financeiro NDF (*Non Deliverable Forward*) de dólar, sendo feita uma operação de *hedge* de venda de dólares, na modalidade pontos acima da PTAX.

Após verificar as cotações logo na primeira hora de mercado aberto do dia 19/3, a empresa conseguiu fechar com o Banco Y a venda dos US$10 milhões via NDF por PTAX (do dia 19/3) + 220 pontos – o que equivale a R$5,5076 + 0,0220 = R$5,5296/US$ –, com vencimento em 1/6/2021. Sabe a empresa

que a liquidação financeira a ser paga ou recebida no vencimento será calculada a partir da PTAX de 31/5/21, sendo a data de liquidação dia 2/6, quando a empresa espera receber pelo seu ativo, em reais, considerando ativo e NDF, o seguinte montante: US$10.000.000 × R$5,5296/US$ = R$55.296.00,00. O ganho esperado com o derivativo, no momento em que a operação foi realizada é, portanto, igual a R$220.000, dado pela diferença entre o valor do ativo com *hedge* e sem o *hedge*. O resultado e o balanço esperados para 31/5 estão apresentados na Figura 4.

Figura 4
Demonstrações financeiras esperadas para o vencimento da operação

Neste momento, a empresa vendeu os seus dólares via um NDF			
	US$	R$/US$	R$
	10.000.000	5,5296	55.296.000
Ganho esperado			220.000
Balanço esperado para 31/05			
Ativo	US$	R$/US$	R$
Caixa			55.296.000
Passivo e PL			
Capital			55.076.000
Lucro Acumulado			220.000
			55.296.000

Os R$220.000,00 correspondem ao ganho que a empresa espera realizar com a venda dos dólares no mercado a termo, que realizará no final da operação. Com o objetivo de entender os impactos dessa operação, a empresa apurou o resultado e fechou o balanço patrimonial no fechamento do dia 19/3, considerando ainda as informações de mercado e os cálculos constantes na Tabela 1.

Tabela 1
Dados e saldos ao fechamento do dia 19/3

PTAX (compra/venda) do dia 19/3 (R$/US$)	$\frac{5{,}5076}{5{,}5082}$
DI futuro (no fechamento do dia), "na curva", para 1/6	2,98%
Dólar futuro (no fechamento do dia) para 1/6 (R$/US$)	5,4955
Dias úteis entre 19/3 e 1/6	50
Ativo - depósito em dólar	$US\$10.000.000 \times R\$5{,}5076/US\$ = R\$55.076.000$
Ativo - NDF ponta ativa	$\frac{US\$10.000.000 \times R\$5{,}5296/US\$}{(1+2{,}98\%)^{50/252}} = R\$54.974.765{,}02$
Passivo - NDF ponta passiva	$\frac{US\$10.000.000 \times R\$5{,}4955/US\$}{(1+2{,}98\%)^{50/252}} = R\$54.635.746{,}02$
Ativo - Ajuste positivo no NDF	$R\$54.974.765{,}02 - R\$54.635.746{,}02 = R\$339.019$

Com esses cálculos, a empresa elaborou suas demonstrações contábeis para o fechamento de 19/3, conforme a Figura 5.

Figura 5
Demonstrações financeiras ao final de 19/3

DRE de 19/03 (até o fechamento do dia)	
	R$
Variação cambial no ativo	0
Ajuste no NDF	339.019
Resultado do período	339.019
Balanço Patrimonial em 19/03 (no fechamento do dia)	
Ativo	R$
Caixa	55.076.000
Ajuste positivo NDF	339.019
	55.415.019
Passivo e PL	
Ajuste negativo NDF	0
Capital	55.076.000
Lucro Acumulado	339.019
	55.415.019

A demonstração de resultado mostra um lucro de R$339.019 devido à desvalorização do dólar em relação ao real. Ressalta-se que a empresa possui uma posição vendida em NDF, cuja taxa negociada foi R$5,5296, enquanto o dólar futuro caiu de R$5,5296 para R$5,4955 no fechamento do dia – cotação obtida às 18h. Consequentemente, o instrumento de *hedge* (NDF) sofreu uma valorização, enquanto o ativo objeto de *hedge* (depósito em dólar) estabilizou-se no valor da PTAX das 13h10.

Entende-se que o valor de R$339.019,00 é um resultado temporário e existe devido ao uso de diferentes taxas de câmbio usadas para contabilizar ativos e passivos. Como o dólar perdeu valor até o final do dia, a empresa também perdeu valor no depósito em dólar, mas a contabilização pela PTAX não mostra essa perda. A empresa ainda espera ganhar os R$220.000,00, enquanto o excedente de R$119.000,00 é meramente temporário, não tendo efeito no longo prazo.

Em seguida, considere os dados para 31/3, demonstrados na Tabela 2. Após calcular os efeitos da variação cambial nos saldos de ativos e passivos, a empresa chegou às demonstrações contábeis para o fechamento de 31/3, conforme ilustra a Figura 6.

O resultado de R$647.203,31 pode ser entendido, em parte, a partir das diferentes variações do dólar (Tabela 3). Observe que a empresa ganhou R$0,1891 por dólar no objeto de *hedge* e perdeu R$0,125 por dólar no instrumento de *hedge*. Isso pode ser explicado pela diferença entre os horários de apuração de cada taxa cambial, visto que a PTAX de R$5,6967 ficou es-

Tabela 2
Dados e saldos ao fechamento do dia 31/3

PTAX (compra/venda) do dia 31/3 (R$/US$)	5,69675,6973
DI futuro (no fechamento do dia), "na curva", para 1/6	3,03%
Dólar futuro (no fechamento do dia) para 1/6 (R$/US$)	5,6546
Dias úteis entre 31/3 e 1/6	42
Ativo - depósito em dólar	$\text{US\$10.000.000} \times \text{R\$5,6967/US\$} = \text{R\$56.967.000}$
Ativo - NDF ponta ativa	$\frac{\text{US\$10.000.000} \times \text{R\$5,5296/US\$}}{(1+3{,}03\%)^{42/252}} = \text{R\$55.021.585,37}$
Passivo - NDF ponta passiva	$\frac{\text{US\$10.000.000} \times \text{R\$5,6546/US\$}}{(1+3{,}03\%)^{42/252}} = \text{R\$56.265.382,06}$
Passivo - Ajuste negativo no NDF	$\text{R\$55.021.585,37} - \text{R\$56.265.382,06} = -\text{R\$1.243.796,69}$

Figura 6
Demonstrações financeiras ao final de 31/3

DRE (19/03 até 31/03)	
	R$
Variação cambial no ativo	1.891.000
Ajuste no NDF	-1.243.797
Resultado do período	647.203
Balanço Patrimonial em 31/03	
Ativo	R$
Caixa	56.967.000
Ajuste positivo NDF	0
	56.967.000
Passivo e PL	
Ajuste negativo NDF	1.243.797
Capital	55.076.000
Lucro Acumulado	647.203
	56.967.000

Nota: R$1.891.000 corresponde à variação cambial do depósito em dólar de US$10 milhões, pela PTAX de 31 de março (5,6967) em relação a 19 de março (5,5076).

tagnada às 13h10, enquanto o dólar futuro continuou oscilando até o final da tarde. Nota-se que a PTAX ficou mais alta que o dólar futuro.

Tabela 3
Taxas de câmbio para 19 de março e 31 de março

	PTAX (R$/US$)	Dólar Futuro (R$/US$)
19/3	5,5076	5,5296
31/3	5,6967	5,6546
Diferença	0,1891	–0,1250

Em seguida, sabendo que o ajuste do NDF será apurado no dia 1º/6 considerando a PTAX do dia 31/5, a empresa contratou com determinado banco

a venda dos seus dólares também pela PTAX do dia 31/5. Sabe-se que essa modalidade de negociação de dólares, que é uma alternativa à negociação no mercado à vista (*spot*), é possível desde que realizada até à véspera da data desejada. Com alguns bancos ainda é possível essa contratação no próprio dia desejado, no caso, no dia 31/5, mas desde que seja acertado logo no início da manhã. Assim, com essa operação, a empresa vendeu efetivamente os seus dólares pela PTAX de compra do dia 31/5.

4.1 Liquidação do contrato NDF no vencimento e venda dos Dólares

No dia 1/6, com o vencimento da NDF e a venda dos dólares, ambos pela PTAX de 31/5, a empresa apurou os seguintes números:

Tabela 4
Venda dos dólares do depósito e ajuste do NDF

PTAX (compra/venda) do dia 31/5 (R$/US$)	$\frac{5{,}2316}{5{,}2322}$
Ativo, venda dos dólares, para recebimento em D+2 (2/6/21)	US$10.000.000 × R$5,2316/US$ = R$52.316.000
Ajuste no NDF, para pagamento em 1/6/21	US$10.000.000 × (R$5,5296/US$ −R$5,2322) = R$2.974.000
Ativo final	R$52.316.000 + R$2.974.000 = R$55.290.000

O número final do ativo, na Tabela 4, mostra que, entre o dia 19/3 até o dia 31/5, a empresa perdeu R$2.760.000 no seu ativo, pois se desvalorizou de R$55.076.000 para R$52.316.000, mas ganhou o ajuste de R$2.974.000, o que resulta, em termos líquidos, num ganho de R$214.000, conforme mostram a DRE e o Balanço Patrimonial da Figura 7.

Observe que o resultado de R$214.000 é diferente do resultado esperado dos R$220.000 por conta da diferença entre a PTAX de compra e a PTAX de venda. Enquanto a empresa vende os seus dólares pela PTAX de compra (R$5,2316), o ajuste do NDF é calculado pela PTAX de venda (R$5,2322). A empresa X S.A. recebeu em caixa R$52.316.000 após conversão dos US$10.000.000, abaixo do valor que ela esperava receber. Contudo, ela recebeu os R$2.974.000 em função da liquidação dos contratos de NDF. Note que a empresa temia uma desvalorização do dólar para o período de 19/3 a 31/5, o que efetivamente ocorreu, com o dólar caindo de R$5,5076 para R$5,2316. No entanto, a operação de *hedge* trouxe um ajuste positivo, de forma que a empresa protegeu o valor do seu ativo em reais (R$55.076.000) e realizou um ganho de R$214.000, o que foi contratado no início da operação.

Figura 7
Demonstrações financeiras no vencimento da operação

DRE de 19/03 até 31/05	
	R$
Variação cambial no ativo	-2.760.000
Ajuste no NDF	2.974.000
Resultado do período	214.000
Balanço Patrimonial em 31/05	
Ativo	R$
Caixa em R$ (do fechamento de câmbio pela PTAX, a ser recebido em D+2)	52.316.000
Ajuste positivo NDF (a ser pago pelo banco no dia seguinte)	2.974.000
	55.290.000
Passivo e PL	
Ajuste negativo NDF	0
Capital	55.076.000
Lucro Acumulado	214.000
	55.290.000

Nota: –R$2.760.000 corresponde à variação cambial do depósito em dólar de US$10 milhões, pela PTAX de 31 de Maio (5,2316) em relação a 19 de março (5,5076).

Todavia, os resultados apurados em 19 e 31 de março mostram distorções no lucro decorrentes da aplicação de taxas de câmbio diferentes. Ressalta-se que as diferenças temporárias apareceram por conta de diferenças entre as taxas cambiais, em especial entre a PTAX que fica estagnada às 13h10 e o dólar futuro, que continua oscilando até o final da tarde. Com isso, evidencia-se um problema que pode aparecer nos balanços das empresas: diferenças temporárias que não existem, as quais podem surgir por conta de interpretações de normas que não são específicas sobre o assunto. Finalmente, no encerramento da operação de NDF da empresa, pode-se dizer que as diferenças temporárias foram eliminadas, restando apenas o que a empresa efetivamente contratou quando fez a operação de *hedge* no início da operação.

4.2 Aplicação do *Hedge Accounting*

Inicialmente, a empresa X S.A. optou por não fazer o *hedge accounting*, resultando no registro de variações temporárias que aparecem na DRE – vide Figuras 5, 6 e 7. Considerando que as variações temporárias podem levar os usuários a avaliações equivocadas a respeito do desempenho e da posição patrimonial da empresa, pergunta-se: o *hedge accounting* resolveria o problema? Neste sentido, o objetivo dessa seção é demonstrar o que ocorreria caso a empresa usasse o *hedge accounting*, método que permitiria eliminar essa volatilidade do resultado, pois as receitas e despesas associadas ao item protegido e ao instrumento de *hedge* são reconhecidas no mesmo período (Pierce, 2020; Ranasinghe et al., 2022).

De acordo com o CPC 48, o valor justo de um derivativo de dólar pode ser

decomposto em duas partes: i) a variação da cotação à vista, que é resultado da valorização ou desvalorização da moeda norte-americana; e ii) a variação do elemento a termo, calculado pela diferença entre a cotação à vista e a cotação a termo (Galdi et al., 2018); portanto, quanto menor essa diferença, maior a convergência do derivativo (no caso do exemplo, NDF de dólar) e do ativo objeto (no caso do exemplo, o dólar).

O item 6.2.4 do CPC 48 prevê a utilização do elemento à vista do contrato a termo para fins de designação de instrumento de *hedge*, o que pode compensar eventuais variações cambiais no ativo objeto. Ademais, no momento inicial da relação de proteção, a empresa deve preparar uma documentação formal da relação de proteção, o objetivo e a estratégia de risco. Essa documentação também deve incluir identificação do instrumento de *hedge*, item protegido, natureza do risco, e como a avaliar a efetividade do hedge.

Aplicando os conceitos no caso hipotético, para atender aos requisitos da norma, a empresa X S.A. definiu como instrumento de *hedge* a alteração do elemento à vista do contrato NDF, enquanto o objeto de hedge é a variação cambial decorrente do depósito de US$10 milhões, previstos para serem convertidos em reais no dia 31/5. Neste caso, a empresa está preocupada em proteger o valor em reais decorrente da conversão do depósito em moeda estrangeira, o que justifica a aplicação do *hedge* de fluxo de caixa. Assim, pode-se afirmar que o item protegido é a variabilidade de um fluxo de caixa atribuível ao risco cambial do depósito.

Segundo o CPC 48, a parcela do ganho ou perda do instrumento de *hedge* deve ser reconhecida em *Outros Resultados Abrangentes* (ORA). A reclassificação para resultado deve ocorrer no mesmo período em que o fluxo de caixa protegido afeta o resultado da empresa X, de maneira que o reconhecimento da relação entre o instrumento de *hedge* e o item protegido atenda ao regime de competência (Galdi et al., 2018).

Para ilustrar a aplicação do *hedge accounting*, considere os dados dos resultados obtidos entre 19 de março (data da operação) e o dia 31 de março, conforme demonstrados na Tabela 5. Observa-se que a variação do valor justo decorrente da variação do elemento a vista é de −R$1.891.000. Essa variação corresponde a uma perda, pois a valorização do dólar em relação ao real tem efeito negativo no valor justo do NDF de venda de dólar. Repare que o dólar à vista ficou mais caro (R$5,6967/US$) e a empresa assumiu a posição de venda no contrato NDF (R$5,5296/US$).

Tabela 5
Decomposição do valor justo da NDF: Elemento à vista e a termo em 31/3

Dólar futuro (no fechamento do dia) para 1/6 (R$/US$)	5,6546
PTAX (compra/venda) do dia 31/3 (R$/US$)	$\frac{5,6967}{5,6973}$
Valor justo NDF trazido a VP (R$)	$\frac{(5,6546-5,5296)\times \text{US\$10.000.000,00}}{(1+3,03\%)^{42/252}} = \text{R\$1.243.796,69}$
Δ do elemento à vista (R$/US$)	$5,6967-5,5076=0,1891$
Δ do Valor justo decorrente da variação do elemento à vista	$0,1891\times \text{US\$10.000.000,00} = -\text{R\$1.891.000.000}$
Δ do elemento a termo (R$/US$)	$\frac{5,6546}{(1+3,03\%)^{42/252}} - 5,6967 - \frac{5,5296}{(1+3,03\%)^{42/252}} - 5,5076 = -0,0647$
Δ do Valor justo decorrente da variação do elemento a termo	$-0,0647\times \text{US\$10.000.000,00} = -\text{R\$647.203,31}$
Δ a valor justo total do contrato	$\text{R\$1.891.000,00} - \text{R\$647.203,31} = \text{R\$1.243.796,69}$

Nota: Δ denota variação. O dólar futuro para 1/6 (R$/US$) corresponde a cotação a termo; R$5,5076/US$ é a PTAX do dia 19/3; R$5,5296/US$ é a taxa negociada entre a empresa X S.A. e o Banco Y.

Em seguida, pode-se calcular a variação cambial do item protegido e a variação a valor justo do NDF devido ao dólar à vista, para fins de avaliação da efetividade do *hedge*. A Tabela 6 apura essas variações:

Tabela 6
Avaliação da efetividade do *hedge* em 31 de março

	19 de março	31 de março
PTAX (R/*US*)	5,5076	5,6967
Depósito em US$	10.000.000	10.000.000
Conversão do depósito para R$	55.076.000	56.967.000
Variação cambial do ativo depósito		1.891.000
Valor justo NDF devido ao elemento à vista (R$)		–1.891.000
Variação a valor justo do NDF (R$)		1.891.000
Efetividade		100%

Nota: o valor justo do NDF devido ao elemento à vista é dado por (R$5,6967 – R$5,5076) × US$10.000.000,00.

Observe que o *hedge* foi efetivo, pois o ganho com a variação cambial do depósito foi compensado pela perda decorrente da variação a valor justo da NDF para o elemento à vista. Lembre-se que a empresa estava preocupada com uma possível desvalorização do dólar no período entre 19/3 e 31/5, o que poderia diminuir o recebimento de reais por dólar. No dia 31 de março apurou-se um movimento contrário da moeda, o que é aceitável dentro das oscilações do câmbio que podem ocorrer no período objeto de proteção. Com isso, a valorização do dólar causou uma redução no valor justo da NDF, conforme explicado anteriormente.

Após avaliação da efetividade, as demonstrações contábeis são apresentadas:

Figura 8
Balanço Patrimonial para 31 de março (Em R$)

Balanço Patrimonial em 31 de março de 2021			
Ativo		NDF	1.243.796,69
Depósito	56.967.000,00	Capital social	55.076.000,00
		ORA	647.203,31
		LPA	-
Total	**56.967.000,00**	**Total**	**56.967.000,00**

Nota: o ganho de $647.203,31 é devido a variação do elemento a termo da NDF e fica contingenciado em Outros Resultados Abrangentes (ORA) até o término do período de proteção; ele não é considerado para fins *hedge accounting* e pode ser calculado pela diferença entre R$1.891.000,00 e R$1.243.796,69; LPA: Lucros e Prejuízos Acumulados; taxa de fechamento: R$5,6967/US$.

O balanço patrimonial foi convertido para reais com base na taxa de fechamento, prevista pelo CPC 02. Neste caso, usa-se a PTAX como taxa de câmbio oficial para fins de aplicação do CPC 02. Considerando que a empresa não registrou outras transações, a demonstração de resultado apresenta-se da seguinte maneira:

Figura 9
DRE para 31 de março (Em R$)

Demonstração de Resultado para março de 2021	
Receita com variação cambial	1.891.000,00
Variação a valor justo da NDF*	- 1.891.000,00
Resultado	0

*corresponde ao elemento à vista do NDF.

O valor referente ao elemento à vista visa proteger a variação cambial do depósito, o que permite a sua reclassificação de ORA para o resultado, na medida em que a variação cambial do depósito impacta o resultado. Por outro lado, o elemento a termo de R$647.203,21 será reclassificado para o resultado quando ocorrer efetivamente a venda dos dólares recebidos no dia 31/5. Assim, o resultado para março de 2021 é zero em função da efetividade perfeita do *hedge*. Com isso, a empresa consegue tirar a volatilidade do seu resultado.

4.3 Discussão dos resultados

Ao considerar as demonstrações contábeis da empresa X S.A., sem a aplicação do *hedge accounting*, é possível notar que os ajustes das variações cambiais que acontecem ao longo do tempo impactam diretamente o resultado. Nesse sentido, essas oscilações podem trazer maior volatilidade para o

resultado, contribuindo para a formação de ganhos ou perdas temporários.

Dado esse cenário, alternativas podem ser apresentadas para que esse efeito temporário no resultado da companhia seja contornado, impedindo que essas flutuações temporárias no resultado não levem ao julgamento equivocado dos usuários da informação. Por exemplo, sugere-se a adoção da contabilidade de *hedge* pela empresa, baseada no CPC 48. Com isso, os valores que anteriormente circulavam pelo resultado da empresa, serão contingenciados diretamente no patrimônio líquido da mesma. Assim, não haverá problema de variação de resultado devido às variações do instrumento financeiro utilizado.

Para facilitar a comparação tome as demonstrações contábeis de 31 de março para as duas situações: sem *hedge* e com *hedge accounting*, conforme a Figura 10.

Figura 10
Balanço Patrimonial para 31 de março (em R$)

Contabilidade com *Hedge Accounting*		Contabilidade sem *Hedge Accounting*	
BP em 31 de março de 2021		**BP em 31 de março de 2021**	
Ativo		Ativo	
Depósito	56.967.000,00	Depósito	56.967.000,00
Total	**56.967.000,00**	**Total**	**56.967.000,00**
NDF	1.243.796,69	NDF	1.243.796,69
Capital social	55.076.000,00	Capital social	55.076.000,00
ORA	647.203,31	ORA	
LPA	-	LPA	647.203,31
Total	**56.967.000,00**	**Total**	**56.967.000,00**
DRE para março de 2021		**DRE para março de 2021**	
Receita com variação cambial	1.891.000,00	Receita com variação cambial	1.891.000,00
Variação a valor justo da NDF*	- 1.891.000,00	Variação a valor justo da NDF**	- 1.243.796,69
Resultado	0	Resultado	647.203,31

*corresponde ao elemento à vista da NDF; ** corresponde ao valor justo da NDF, sem decomposição dos elementos à vista e a termo.

Os ativos totais para as duas situações são iguais, a única diferença está no PL e no resultado, pois, no caso de não aplicação do *hedge accounting*, a variação do valor justo decorrente da variação do elemento a termo (R$647,2 mil) é classificada no resultado e, posteriormente, transferida para o PL por meio da conta de Lucros e Prejuízos Acumulados (LPA). Para o caso de *hedge accounting*, esse mesmo valor vai direto para o PL, em ORA, pois corresponde ao elemento a termo que será transferido para o resultado apenas no final da operação. Apesar do valor de R$647,2 mil não aparecer no resultado, poder-se-ia indagar: como os analistas vão interpretar essa cifra? Essa variação efetivamente existe? Mesmo que a distorção contábil possa ser solucionada

pelo *hedge accounting*, não se sabe se os analistas farão uma leitura adequada dos números (Sticca e Nakao, 2019). Além disso, nem todas as empresas são obrigadas a aplicar o *hedge accounting*, pois é uma prática contábil voluntária. Todavia, Feitosa et al. (2020) afirmam que a eliminação dos efeitos das variações temporárias da taxa de câmbio nos resultados da empresa pode ser informativa, contribuindo para aumentar a qualidade das informações contábeis.

Embora haja benefícios associados ao *hedge accounting*, como melhor divulgação do *hedge* (Potin et al., 2016), redução da volatilidade do resultado (Chen et al., 2013), confrontação no resultado contábil de objeto e instrumento de proteção (Galdi e Guerra, 2009), muitas empresas não adotam essa prática contábil. Há estudos que investigam os determinantes da adoção do *hedge accounting* (Dantas et al., 2022), mas não há um estudo que mensura o custo da adoção desta prática contábil. Contudo, sabe-se que sua adoção implica em custos de conformidade, pois o CPC 48 exige o cumprimento de diversos requisitos, planejamento, acompanhamento, documentação e comprovação da efetividade da relação de proteção (Amaral, 2020; Dantas et al., 2022). Além disso, o mercado pode penalizar empresas que usam o *hedge accounting* para fins de gerenciamento de resultado (Silva, 2013; Canongia e Coutinho e Silva, 2014).

Por outro lado, uma vez que as variações temporárias que são lançadas na DRE ou em ORA decorrem de diferenças entre os horários de fechamento das taxas PTAX e Dólar futuro, conforme discutido anteriormente, há que se questionar se não há alternativa metodológica para a conversão e contabilização dos ativos e passivos denominados originalmente em moedas estrangeiras. Nesse sentido, esse trabalho registra duas possíveis alternativas que, independentemente da aplicação ou não do *hedge accounting*, podem servir como soluções conceituais válidas para o uso de taxas cambiais e, com isso, mitigar o problema discutido nesse estudo de caso. Essas alternativas, por sua vez, podem ser consideradas como melhorias propostas decorrentes do escopo de trabalhos técnicos (Motta, 2017).

Como primeira alternativa – que cabe às próprias empresas avaliarem e simularem a sua implantação dentro do arcabouço legal e normativos vigentes –, ao invés de converter os ativos e passivos que estão em dólar no futuro pelos valores dos dólares futuros trazendo a valor presente pelo CDI, a empresa pode avaliar trazer esses ativos e passivos a valor presente pelo cupom cambial e convertendo-os para reais usando-se a PTAX. Com isso, todos os ativos e passivos em dólar estarão na data de fechamento das Demonstrações Financeiras e seriam, todos, convertidos para reais a partir de uma mesma taxa cambial, a PTAX. Esse procedimento, aparentemente já em uso por al-

gumas empresas, merece melhor representação da realidade da operação, o que pode ser feito em estudo posterior.

Como segunda alternativa, apresentamos uma sugestão que envolve maior discussão entre e dentro de órgãos reguladores, normatizadores e/ou simplesmente órgãos que trazem orientações para as empresas: ao invés de se considerar a PTAX como taxa de fechamento para conversão dos ativos e passivos que estão com os seus valores em dólar já na data do fechamento das Demonstrações Financeiras, seria utilizada uma taxa do dólar à vista no fechamento do mercado. Assim como a taxa do dólar futuro é uma taxa no fechamento do dia, a taxa do dólar à vista também o seria. Para isso, seria necessário a definição do método de apuração de taxas à vista e futuras de fechamento, e no fechamento do dia, não no meio do dia, como é feito para a PTAX. Diferentemente do que ocorre hoje, em que a PTAX possui um método de apuração e horário diferentes daqueles empregados para as taxas futuras, teríamos o mesmo método e o mesmo horário de apuração para todas as taxas, à vista e futuras. Assim, não teríamos o uso da PTAX como taxa de fechamento, uma vez que sabemos que ela é apurada no meio e não no fechamento do dia, teríamos a definição clara do que são taxas de fechamento e teríamos a sua divulgação por alguma entidade, como B3 ou Banco Central. Essa taxa de câmbio à vista pode, inclusive, ser calculada à partir da taxa de câmbio implícita do próprio dólar futuro oficialmente divulgado pela bolsa.

Em suma, esse trabalho procurou contribuir evidenciando potenciais problemas que podem aparecer no patrimônio e no resultado das empresas a depender da leitura que se faça das normas contábeis vigentes, além de provocar o debate sobre o assunto. Outra contribuição está na necessidade de se detalhar os manuais que tratam das boas práticas para se avaliar e contabilizar os ativos e passivos em moeda estrangeira, visto que as instituições consultadas não apresentaram uma orientação específica sobre qual taxa deva ser utilizada.

5. Conclusões e contribuição

O objetivo de pesquisa foi trazer à tona a discussão acerca das oscilações de resultados causadas por divergências entre as taxas de câmbio utilizadas na evidenciação contábil de empresas que possuem ativos e passivos em moeda estrangeira e utilizam derivativos de taxa de câmbio para protegerem suas posições, além de sugerir possíveis soluções para esta relevante questão, inclusive demonstrando a efetividade do *hedge accountin*g.

O ponto central está no fato de que as normas contábeis não apontam qual taxa de câmbio deve ser usada para fins de conversão dos números contábeis, contudo, a PTAX é usada como taxa de câmbio oficial no Brasil, apesar de

sua limitação temporal: a PTAX encerra às 13:10h, enquanto o dólar nos mercados à vista e futuros continua sendo negociado até às 18:00h.

Em consulta às notas explicativas das empresas brasileiras produtoras de *commodities*, não está evidenciada a forma como lidam com a oscilação dos resultados. Tampouco a consulta ao Banco Central do Brasil e à Comissão de Valores Mobiliários elucidou a questão, o que abre uma lacuna para aumentar a discussão sobre o tema, e a necessidade de um detalhamento normativo neste sentido.

O caso hipotético utilizado explicitou como os resultados e patrimônios podem mudar dependendo da escolha em adotar ou não a prática de *hedge acconunting* e, no caso de não adoção desta prática contábil, os efeitos nos ativos e passivos são explicados pelas diferentes variações das taxas aplicadas, o que não reflete a realidade do mercado cambial.

O *hedge accounting* pode oferecer uma solução para essa distorção contábil, pois tira a volatilidade do resultado, visto que, a variação decorrente do elemento à termo não é apresentada na demonstração de resultado. Apesar disso, os valores contingenciados em outros resultados abrangentes ainda devem receber a atenção dos usuários da informação, mas não se sabe exatamente como eles estão avaliando ou precificando essa informação, cabendo pesquisas mais aprofundadas sobre este tema.

Por fim, sugere-se que a taxa de câmbio para evidenciação contábil de empresas que fazem uso de derivativos seja alterada. Como possíveis alternativas tem-se: (i) desconto dos valores futuros pelo cupom cambial, não pela taxa de juros CDI; e (ii) a divulgação oficial da taxa de câmbio à vista (*spot*) no fechamento do dia para ser utilizada pelas empresas em sua contabilização. Enquanto a primeira alternativa é empregada por algumas empresas atualmente, a segunda requer a adoção de metodologias oficiais por parte dos órgãos normativos responsáveis do sistema financeiro nacional.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Mônica Lis da Silva Flório pela contribuição à pesquisa.

Referências

Amaral, R. S. (2020). *Motivos que levam as instituições financeiras brasileiras a deixarem de utilizar a opção do Hedge Accounting*, Dissertação de Mestrado, Universidade Presbiteriana Mackenzie.

Bacen (1991). Programa Federal de Desregulamentação - Decreto nº 99.179, de 15.03.90 - extingue o documento Carteira de Câmbio Normas Contábeis

- COCAM e altera o Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional - COSIF.

Bacen (2018). A taxa de câmbio de referência Ptax, *Estudo especial nº 42/2019*, Banco Central do Brasil.

Borgheti, L. N., Silva, R. L. M. e Nardi, P. C. C. (2020). Hedge Accounting e reclassificação dos instrumentos financeiros: Um estudo sobre o impacto no valor das empresas, *Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade* **9**(1): 37–57.

Brasil (2016). Deliberação CVM 760. Comissão de Valores.

Canongia, M. A. G. e Coutinho e Silva, A. H. (2014). Análise do impacto no mercado de capitais devido à adoção de hedge accounting por empresas brasileiras, *Pensar Contábil* **16**(61): 4–17.

Chen, W., Tan, H.-T. e Wang, E. Y. (2013). Fair Value Accounting and Managers' Hedging Decisions, *Journal of Accounting Research* **51**(1): 67–103.

CPC (2010). Efeitos das mudanças nas taxas de câmbio e conversão de demonstrações contábeis, *Pronunciamento técnico nº 2*, Comissão de Pronunciamentos Contábeis.

CPC (2016). Revisão de Pronunciamentos Técnicos, *Revisão nº 9*, Comissão de Pronunciamentos Contábeis.

CPC (2021). Instrumentos financeiros, *Pronunciamento técnico nº 48*, Comissão de Pronunciamentos Contábeis.

Dantas, J. A., Leite, G. B. e Teixeira, E. E. M. (2022). Determinantes para a adoção do hedge accounting pelos bancos brasileiros, *XLVI Encontro da ANPAD - EnANPAD, On-line*.

Feitosa, W. d. S. V. d. F., Galdi, F. C. e Hartwig, A. (2020). A adoção de hedge accounting e a persistência dos resultados divulgados pelos bancos em atuação no mercado brasileiro, *Contabilidade Vista & Revista* **30**(3): 106–127.

Galdi, F. C., Barreto, E. e Flores, E. (2018). *Contabilidade de Instrumentos Financeiros: IFRS 9/CPC 48*, 1 ed., São Paulo: Atlas.

Galdi, F. C. e Guerra, L. F. G. (2009). Determinantes para utilização de hedge accounting: Uma escolha contábil, *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade* **3**(2): 23.

Harris, T. e Rajgopal, S. (2018). Foreign currency: Accounting, communication and management of risks, *Columbia business school research paper no. 17-93*, SSRN.

Lopes, A. B. e Santos, N. S. d. (2003). A administração do lucro contábil e os critérios para determinação da eficácia do hedge accounting: Utilização da correlação simples dentro do arcabouço do sfas nº 133, *Revista Contabilidade & Finanças* **14**(31): 16–25.

Lopes, J., Schiozer, R. e Sheng, H. (2013). Hedge e especulação com derivativos cambiais: evidências de operações cotidianas, *Revista de Administração Contemporânea* **17**(4).

Ma, G., Ho, C. e McCauley, R. (2004). The markets for non-deliverable forwards in Asian currencies, *BIS Quarterly Review* .

Martins, G. e Theóphilo, C. (2009). *Metodologia na Investigação Científica para Ciências Sociais Aplicadas*, 2 ed., São Paulo: Atlas.

Motta, G. d. S. (2017). Como escrever um bom artigo tecnológico?, *Revista de Administração Contemporânea* **21**(5): 4–8.

Pierce, S. (2020). Determinants and consequences of firms' derivative accounting decisions, *Journal of Financial Reporting* **5**(1): 81–114.

Potin, S. A., Bortolon, P. M. e Neto, A. S. (2016). Hedge accounting in the Brazilian stock market: Effects on the quality of accounting information, disclosure, and information asymmetry, *Revista Contabilidade & Finanças* **27**(71): 202–216.

Ranasinghe, T., Sivaramakrishnan, K. e Yi, L. (2022). Hedging, hedge accounting, and earnings predictability, *Review of Accounting Studies* **27**(1): 35–75.

Roselle, A. (1996). The case study method, *Library Review* **45**(4): 30–38.

Silva, S. S. A. (2013). Contabilidade de Hedge na Petrobras, *Núcleo de estudos e pesquisas da consultoria legislativa, textos para discussão nº 138*, Senado Federal.

Sticca, R. M. e Nakao, S. H. (2019). Hedge accounting choice as exchange loss avoidance under financial crisis: Evidence from Brazil, *Emerging Markets Review* **41**: 100655.

A. Empresas analisadas e setor de atuação

Empresa	Setor
Biosev Bioenergia S.A.	Açúcar e álcool
Raizen Energia S.A.	Açúcar e álcool
São Martinho S.A.	Açúcar e álcool
Brasil Agro: Companhia Brasileira de Propriedades Agrícolas	Agropecuária
SLC Agrícola S.A.	Agropecuária
Terra Santa Propriedades Agrícolas S.A.	Agropecuária
Pomi Frutas S.A	Agropecuária
Siderúrgica J. L. Aliperti S.A	Agropecuária
BRF S.A	Carnes e Derivados
JBS SA	Carnes e Derivados
Marfrig Global Foods S.A.	Carnes e Derivados
Minerva S.A	Carnes e Derivados
Minupar Participações S.A	Carnes e Derivados
Excelsior Alimentos S.A.	Carnes e Derivados
Vale S.A	Mineração
Bradespar S.A	Mineração
MMX Mineração e Metálicos S.A.	Mineração
Litel Participações S.A	Mineração
Litela Participações S.A	Mineração

A direção do mercado acionário impacta o alfa de fundos?

Does stock market direction impact the alpha of funds?

Alexandre Noguchi[†]
Adriana Bruscato Bortoluzzo[‡]
Michael Viriato Araujo[*]

Resumo Este trabalho procura mostrar se o desempenho histórico dos gestores dos 141 maiores fundos de investimentos de ações do Brasil, de gestão ativa, supera o retorno previsto pelo modelo de 3 fatores de Fama e MacBeth (1973) ao longo de um período de 10 anos. Foi verificado que, na média, os gestores não conseguem gerar retorno excessivo positivo. Adicionalmente, o trabalho realiza uma análise para verificar se o desempenho desses mesmos fundos sofre influência de altas e baixas nos preços das ações. Os resultados indicam que a direção do mercado não possui influência no retorno excessivo. Por fim, o estudo verifica se o tamanho do patrimônio dos fundos tem impacto em seu desempenho. Os dados indicam que existe uma relação negativa explicada por ineficiências de escala. A amostra exclui fundos restritos e exclusivos, assim como aqueles cuja carteira seja composta predominantemente por investimentos no exterior e outros fundos de investimento.

Palavras-chave: Alfa de fundos de ações brasileiros; Habilidade dos gestores; Desempenho em alta ou baixa do mercado; Ganhos de escala.

Código JEL: G12, G17, C23.

Abstract We investigate whether the historical performance of managers of the 141 largest active equity investment funds in Brazil exceeds the return expected by the 3-factor model of Fama e MacBeth (1973) over a 10-year period. We find that managers, on average, fail to achieve returns higher than the model. We determine whether the performance of these same funds is influenced by the market direction in stock prices. Results show that market direction has no influence on managers' excess return. Finally, we test whether the funds' size impacts their performance. Data indicate a negative relationship, which may be explained by inefficiencies of scale. The sample excludes restricted and exclusive funds, as well as portfolios composed predominantly of offshore investments and of other funds.

Keywords: Alpha of Brazilian equity funds; Skill of managers; Bull or bear market performance; Economies of scale.
JEL Code: G12, G17, C23.

Submitted on June 12, 2022. Revised on November 7, 2022. Accepted on November 7, 2022. Published online in March 2023. Editor in charge: Marcelo Fernandes.

[†]Insper, Brasil: alexnoguchi@gmail.com
[‡]Insper, Brasil: Adriana.Bortoluzzo@al.insper.edu.br
[*]Insper, Brasil: michael.viriato@insper.edu.br

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146 ©2023 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

1. Introdução

O novo cenário econômico mundial de taxas de juros baixas, em alguns países até negativas, fez os fundos de investimentos em ações ganharem importância como uma alternativa à renda fixa, conforme apontado por Boubaker et al. (2018). De acordo com estudos realizados entre 1998 e 2013, os fundos de pensão dos EUA aumentaram a alocação em ações durante períodos de taxas de juros baixas. Tais achados estão em linha com Bernanke (2013, 2015), que previu que investidores insatisfeitos com baixos retornos passariam a aumentar o risco e a alavancagem de suas carteiras.

Outro ponto relevante diz respeito ao amadurecimento do mercado de capitais e à popularização das corretoras multiplataformas, conforme apontam Milan e Júnior (2017). Segundo eles, o aumento da disponibilidade de informações e o maior conhecimento do público sobre os produtos financeiros fomentam a indústria, que mais do que dobrou nos últimos 10 anos, segundo dados da Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais - Anbima.

E dentro da indústria de fundos do Brasil, é interessante notar que os fundos de renda variável representam apenas 9% do total, segundo dados do ranking de fundos de investimento da Anbima, de agosto/20, sendo que tal participação era de 15% em 2007.

Para explorar tal potencial de mercado é necessário verificar as barreiras de entrada dessa indústria. E nesse ponto identificamos uma característica peculiar desse setor, relacionado a uma eventual habilidade dos gestores dos fundos em obter retornos excessivos em relação à gestão passiva. Caso confirmada tal existência, poderíamos classificá-la como uma barreira intangível à imitação que, segundo Besanko et al. (2012), seria uma ambiguidade causal. A habilidade superior dos gestores para criação de valor não pode ser facilmente copiada, mesmo por pessoas dentro da própria empresa.

A habilidade dos gestores em superar carteiras passivas é um tema amplamente abordado por diversos estudos acadêmicos. Sharpe (1964) e Jensen (1969) desenvolveram medidas de desempenho que permitem a comparação entre carteiras distintas, de forma muito simples, com base na relação risco/retorno. Posteriormente, estudos empíricos realizados por Jensen (1972), Fama e MacBeth (1973) e Merton (1981) buscaram testar a hipótese de que os gestores de fundos conseguem superar o retorno da carteira de mercado, mas o resultado geral não suportou tal hipótese. Mais recentemente, Kosowski et al. (2007) e Fama e French (2010) testaram se o desempenho dos gestores de fundos foi oriundo de habilidade (alfa) ou mera sorte. Kosowski et al. (2007) encontraram resultados significativamente favoráveis aos gestores, enquanto

Fama e French (2010) chegaram a conclusões mais modestas, com poucos fundos apresentando retornos em excesso.

Este trabalho analisou os retornos mensais de 141 fundos de ações, durante 10 anos e apresenta os resultados de testes de *rolling regression* para os coeficientes alfa, para verificar seu comportamento ao longo do tempo. Foi utilizado o modelo de três fatores de Fama e French (1993) para construção dos portfólios passivos, que servem como parâmetros de controle, e a metodologia de cálculo do excesso de retorno proposta por Fama e French (2010). O número de fundos foi determinado com base em filtros que excluíram da amostra os fundos restritos e exclusivos, assim como aqueles cujas carteiras são formadas preponderantemente por ativos no exterior. Também foi definido um patrimônio mínimo de R$50 milhões, que se justifica por conta dos custos de se manter uma estrutura mínima para uma gestora de fundos.

Na segunda parte do estudo é realizada uma análise estatística para verificar se existe alguma relação entre o alfa de cada gestor e a direção, de alta ou baixa, do mercado acionário. Esse assunto foi diretamente abordado por Fabozzi e Francis (1979), mas foi pouco explorado pela literatura do ponto de vista estratégico. É incontroverso que ativos (no caso cotas de fundos de ações) de menor correlação com o índice de mercado reduzem o risco da carteira total, melhorando a relação risco *versus* retorno, conforme Markowitz (1952). Em outras palavras, identificar gestores capazes de gerar alfa independentemente da direção do mercado pode auxiliar os investidores a otimizar sua alocação de recursos.

E em terceiro lugar analisamos o comportamento do alfa de cada gestor *vis-à-vis* o patrimônio dos respectivos fundos. O objetivo é comprovar a ideia proposta por Berk e Green (2004), que afirmam que um gestor capaz de gerar alfa positivo receberá aportes de investidores, mas não poderá crescer infinitamente, pois o fundo acabaria acumulando todos os ativos negociáveis, convergindo para o resultado do próprio portfólio de mercado. Caso comprovada, a existência de ineficiências de escala para fundos de investimento justificaria a estratégia de fechamento de muitos deles para captação (e às vezes até a devolução de recursos através de resgates compulsórios).

A contribuição desse trabalho à literatura diz respeito à análise individual de fundos brasileiros de gestão ativa, além de acrescentar duas variáveis pouco utilizadas pelos modelos convencionais de mensuração de desempenho: a direção do mercado e o patrimônio dos fundos. Adicionalmente, o trabalho levanta questões estratégicas pouco abordadas pela literatura sobre o tamanho ideal do patrimônio dos fundos sob a ótica de ineficiência de escala.

2. Fundamentação teórica

Segundo o Capital Assets Pricing Model (CAPM) de Sharpe (1964), todo investidor é racional e busca maximizar sua utilidade, medida pela relação risco *versus* retorno esperado. Dentre as principais premissas do modelo, podemos destacar que todos os investidores possuem o mesmo nível de acesso a todos os mercados, existe simetria de informações e expectativas homogêneas. Desse modo, existe um conjunto definido de investimentos eficientes que maximiza a relação risco *versus* retorno, através da combinação do ativo livre de risco e da carteira de mercado, conforme a equação (1):

$$E\left(k_i - k_{\mathrm{rf}}\right) = \beta_i E(k_{\mathrm{m}} - k_{\mathrm{rf}}), \tag{1}$$

onde k_i é o retorno esperado para o portfólio i, k_{rf} é o retorno esperado do ativo livre de risco, k_{m} é o retorno esperado do portfólio de mercado e β_i é o coeficiente beta do portfólio i.

Jensen (1969) desenvolveu uma medida para mensurar a habilidade do gestor em escolher ativos de modo a gerar retorno superior (ou inferior) ao previsto pelo modelo CAPM. Nesse contexto, fundos geridos ativamente que apresentarem medidas de Jensen diferentes de zero podem ter seus parâmetros enviesados, superestimando o coeficiente beta, e afetando a distribuição dos erros. Um gestor capaz de superar o resultado dos índices de mercado de forma consistente estaria agregando uma constante ($AlfaJ$) à equação (2):

$$E\left(k_i - k_{\mathrm{rf}}\right) = \mathrm{AlfaJ}_i + \beta_i E(k_{\mathrm{m}} - k_{\mathrm{rf}}), \tag{2}$$

onde AlfaJ_i é a medida de Jensen do retorno da carteira i.

Fama e MacBeth (1973) testa a hipótese de que gestores são capazes de superar consistentemente a fronteira eficiente de risco *versus* retorno com base em dois fatores: (1) capacidade de escolha de ativos específicos para compor a carteira (*stock picking*) e (2) capacidade de prever movimentos do mercado acionário como um todo (*market timing*). O estudo conclui que não é possível rejeitar a hipótese de que o mercado é eficiente, ou seja, o alfa gerado por investidores individuais não é diferente de zero.

Jensen (1972) procurou analisar a capacidade dos gestores de fundos em realizar previsões que agregassem retorno adicional às suas carteiras, utilizando métricas de avaliação de desempenho das previsões micro e macroeconômicas. O estudo, porém, é inconclusivo porque as previsões históricas da época não foram registradas e, portanto, não estavam disponíveis para consulta.

Procurando complementar os estudos anteriores, Merton (1981) utiliza a mesma divisão de dois fatores proposta por Fama e MacBeth (1973) e realiza

testes empíricos para testar a hipótese de eficiência das previsões descritas por Jensen (1972). A grande diferença no estudo de Merton é que o teste de *market-timing* faz referência apenas à direção dos movimentos. A magnitude das oscilações não foi considerada. Os resultados apontam para resultados positivos de *market timing*, porém para uma parcela muito pequena de fundos e para tendências muito longas.

Fama e French (1993) publicaram um artigo propondo um modelo de três fatores para avaliar explicar o comportamento dos retornos de ações. Além do fator de risco de mercado do modelo CAPM de Sharpe (1964), os autores propuseram a utilização (i) do tamanho da empresa e (ii) do múltiplo dado pela divisão entre valor contábil e valor de mercado. Através do uso da abordagem de séries temporais de Jensen et al. (1972), os retornos mensais das ações da Nyse, Amex e Nasdaq foram analisados durante o período de 1963-1990. Os resultados apontam para forte poder explicativo das regressões e interceptos muito próximos de zero utilizando a equação (3) abaixo:

$$k_{i,t} - k_{\mathrm{rf},t} = \mathrm{AlfaFF}_i + \beta_i \left(k_{\mathrm{m},t} - k_{\mathrm{rf},t}\right) + s_i \mathrm{SMB}_t + h_i \mathrm{HML}_t + e_{i,t}, \qquad (3)$$

onde $k_{i,t}$ é o retorno do fundo i no período t, $k_{\mathrm{rf},t}$ é o retorno esperado do ativo livre de risco no período t, $k_{\mathrm{m},t}$ é o retorno esperado do portfólio de mercado no período t, SMB_t é o retorno explicado pelo tamanho (*small-minus-big*) no período t, HML_t é o retorno explicado pelo crescimento (*high-minus-low*) no período t, AlfaFF_i é o retorno anormal do fundo i (invariável no tempo) e e_i é o erro aleatório do fundo i no período t.

Posteriormente, Carhart (1997) complementou o modelo de três fatores de Fama e French (1993) incluindo o fator *momentum*, medido pelo retorno médio de 12 meses e atualizado mensalmente. O agrupamento é realizado de forma semelhante ao cálculo do HML, com os mesmos percentis de 30/40/30. E mais recentemente Fama e French (2015) desenvolveram o modelo de cinco fatores, que acrescenta as variáveis "investimento" e "rentabilidade" ao modelo de 1993.

Kosowski et al. (2007) utilizaram o modelo de quatro fatores de Carhart (1997) para comparar a distribuição da geração de retornos excessivos de uma amostra selecionada de fundos, entre 1975 e 2002. O estudo encontrou evidência de persistência de habilidade, mas para uma pequena parcela de gestores.

No Brasil, Castro e Minardi (2009) verificaram entre 1996 e 2006, através de uma análise de *market-timing*, que não há diferença significativa entre o desempenho de fundos de ações de gestão passiva e ativa. Malaquias e Junior (2013) também encontraram resultados que indicam não haver evidência

de geração de retorno excessivo para 831 fundos multimercados brasileiros, entre 2007 e 2011.

Fama e French (2010) realizaram estudo utilizando o modelo publicado em 1993 como *benchmark*. O experimento foi semelhante, ao de Kosowski et al. (2007), entre 1984 e 2006, para 5238 fundos com pelo menos 60 meses de histórico e patrimônio superior a US$ 5 milhões. Primeiramente foram realizadas simulações de *bootstrap* para decomposição dos retornos dos fundos e depois os resultados foram comparados através de uma análise *cross-section* para inferir a existência de retorno excessivo (negativo ou positivo). As conclusões indicam que poucos gestores foram capazes de gerar resultados suficientes para cobrir seus custos e que existem evidências de caudas pesadas na distribuição de retorno excessivo da amostra.

Dado que a literatura sobre o assunto indica que gestores não são capazes de gerar retorno excessivo (ou alfa), o presente estudo busca contribuir com uma análise quantitativa do mercado brasileiro, em uma metodologia baseada nos estudos de Fama e French (2010), na seguinte hipótese:

H1 O retorno excessivo médio dos fundos brasileiros de ações é zero.

Para avaliar o retorno excessivo ao longo do tempo, este estudo apresenta os resultados de testes de *rolling regressions*, para o coeficiente alfa (AlfaFF) do modelo de 3 fatores de Fama e French (1993), em janelas de retornos mensais, de cada um dos 141 fundos de ações, de modo a testar se tal performance apresenta comportamento estacionário. Klemkosky e Maness (1978) sugeriram que o nível de risco sistemático de fundos não é constante ao longo do tempo e que os gestores atuam de forma discricionária para alterar tal exposição. Desse modo, também não é esperado que o retorno excessivo seja estável, dada a relação risco *versus* retorno descrita por Markowitz (1952).

Com base nessa hipótese, a segunda parte do trabalho se concentra em verificar se existe correlação entre o alfa do modelo de 3 fatores (AlfaFF) de cada um dos fundos e a direção de alta, baixa ou neutra, do mercado acionário. O estudo é feito através de regressão em painel dinâmico, com variáveis *dummies* que identificam a direção do mercado. O objetivo é verificar se cenários de alta ou baixa nos índices de ações impactam na decisão de alocação dos gestores e, consequentemente, no alfa dos fundos.

Fabozzi e Francis (1979) testaram betas e alfas para retornos mensais de 85 fundos, em um período de 73 meses, e não encontraram evidências de que o retorno excessivo depende da direção do mercado, visto que os gestores não são capazes de prever o comportamento do preço das ações. Alexander e Stover (1980) realizaram estudo semelhante, com os retornos mensais de 49

fundos, durante 5 anos, e também não encontraram evidências de que o alfa de Jensen (1969) apresenta comportamento diferente em função da direção de alta ou baixa do mercado. Tal resultado está em linha com os resultados dos estudos de market-timing de Fama e MacBeth (1973), Merton (1981) e Castro e Minardi (2009), previamente mencionados.

H2 Altas ou baixas no mercado acionário não afetam o retorno excessivo dos fundos de ações brasileiros.

Por fim, o presente trabalho busca confirmar uma terceira hipótese, que diz respeito à influência do tamanho do fundo (ou da gestora) na capacidade de geração de retorno excessivo (AlfaFF). Essa informação é importante para definir o posicionamento estratégico do fundo na indústria, conforme Porter (1998).

Segundo Berk e Green (2004) o tamanho das posições impacta a liquidez, prejudicando o desempenho conforme há aumento no patrimônio do fundo (ou da gestora). De acordo com seus estudos, fundos com alfa positivo atraem novos aportes, mas não podem crescer infinitamente pois passariam a conter todos os ativos negociáveis, convergindo para o retorno passivo do índice de mercado. Zhu (2018) vai além e afirma que a habilidade dos gestores deve ser medida pelo retorno ajustado ao patrimônio, uma vez que a performance sofre impactos negativos conforme o tamanho do fundo aumenta. Podemos ainda destacar Joenväärä et al. (2019) e McLemore (2019), que verificaram que existem ineficiências de escala em fundos de investimento, uma vez que posições maiores e menos líquidas tornam o processo de rebalanceamento da carteira menos eficiente.

Pástor et al. (2020), porém, mencionam as compensações (*tradeoffs*) dos fundos em função do patrimônio. De acordo com dados levantados de 2789 fundos, entre 1979 e 2014, eles afirmam que quanto maior o patrimônio, mais barata fica a estrutura, pois os custos fixos ficam mais diluídos entre os cotistas. Além disso, mencionam que fundos maiores tendem a ser menos ativos, reduzindo custos transacionais e de corretagem. Tais evidências contrariam a hipótese de ineficiências de escala em fundos de investimento, abrindo espaço para discussões mais detalhadas.

Segundo Yin (2016), a remuneração dos gestores aumenta quando o patrimônio do fundo cresce, mesmo quando existem deseconomias de escala no desempenho do fundo. Assim, a remuneração dos gestores é maximizada em um tamanho de fundo muito maior do que o ideal para o desempenho do fundo. No entanto, para evitar saídas de capital, os gestores também são motivados a restringir o crescimento do fundo para manter o estilo de desempenho

médio. Da mesma forma, as gestoras têm incentivos para coletar mais capital para outros fundos sob mesma estratégia, mesmo à custa do desempenho total. Esse conflito de interesses e as opiniões distintas sobre o desempenho dos gestores frente ao aumento no patrimônio nos leva a testar a hipótese abaixo.

H3 O patrimônio dos fundos afeta negativamente o retorno excessivo dos fundos de ações brasileiros.

Os gestores de fundos que acreditam possuir habilidade de gerar retornos excessivos precisam analisar a hipótese acima para maximizar as receitas e/ou a lucratividade da gestora.

3. Metodologia

Na análise quantitativa, utilizamos a metodologia de Fama e French (2010) para avaliar o coeficiente alfa de uma amostra composta pelos 141 maiores fundos brasileiros de ações, com mais de 10 anos de existência, de condomínio aberto, gestão ativa, com público-alvo não exclusivo, nem restrito, cuja carteira não invista predominantemente no investimentos no exterior, nem em cotas de outros fundos de ações.

O objetivo é identificar se o retorno excessivo, coeficiente alfa da equação (3), é estatisticamente diferente de zero. O filtro de tamanho do fundo utiliza como base o patrimônio da estratégia (fundo *master*) divulgado no site da CVM no último dia útil de cada ano. Foram coletados retornos mensais, medidos com base na variação da cota, durante dez anos, do maior fundo investimento em cotas de fundos de investimento em ações (FICFIA ou *feeder*) disponível para cada fundo de investimento em ações (FIA), ou seja, a rentabilidade já é líquida de taxa de administração.

Também não podemos deixar de mencionar o viés de sobrevivência da amostra, previsto por Sanvicente e Sanches (2002), visto que 312 fundos de ações elegíveis deixaram de existir entre jan/2011 e dez/2020, período utilizado para o estudo, e foram desconsiderados. Isso pode implicar em um alfa superestimado, tal como descrito por Brown et al. (1992), onde os fundos mais longevos tendem a ser aqueles com melhor desempenho histórico.

Cada um dos 141 fundos da amostra teve seus retornos mensais analisados individualmente, através do modelo de 3 fatores de Fama e French (1993), em janelas móveis de 12 meses, já que a análise de dados em painel não permite testar a habilidade individual de cada gestor em gerar retornos excessivos, a exemplo do exposto por Barras et al. (2022). Cada janela, de cada fundo, foi gerada a partir da exclusão do mês mais antigo e da inclusão do mês subsequente da amostra, de forma cronológica. Desse modo, temos janelas móveis

com sobreposição, durante 10 anos. Tratam-se, portanto, de 15.369 observações de alfas (AlfaFF) gerados por *rolling regressions* (10 anos multiplicados por 12 meses, menos 11 meses de formação de histórico, multiplicados por 141 fundos) ou 109 alfas para cada fundo.

O método de *Rolling Regressions* foi fundamentado nos estudos desenvolvidos por Fama e MacBeth (1973). O objetivo é verificar se o comportamento do alfa (AlfaFF) dos fundos é estável ou não ao longo do tempo. Dentro dessa metodologia se estimam por Mínimos Quadrados Ordinários amostras menores, chamadas de janelas, de modo que, para cada uma delas, existe uma estimativa dos coeficientes da regressão. Essas amostras são sequenciais, de modo que, é possível analisar o comportamento e a tendência de cada coeficiente. Isso é primordial para este estudo, visto que o objetivo é verificar se o intercepto de cada gestor, correspondente ao alfa (AlfaFF), é estável e diferente de zero.

A limitação dessa metodologia é que os alfas tendem a ser correlacionados, uma vez que há sobreposição de dados. Pelo teste de Breusch-Godfrey (Breusch, 1978) não foi possível rejeitar a existência de correlação serial dos resíduos. Desse modo, foram utilizados estimadores robustos de Newey-West (Newey e West, 1987), para corrigir tais efeitos.

Para testar a segunda hipótese, de que a direção de mercado pode afetar a performance do gestor, foram criadas duas variáveis *dummies* para identificar períodos de estabilidade do índice Ibovespa (modelo de controle), mercado em alta (*dummy 'bull'*) e em baixa (*dummy 'bear'*), em uma abordagem semelhante ao 3º modelo de Alexander e Stover (1980), que utilizaram 0,5 (meio) desvio-padrão de oscilação mensal no índice de mercado para separar estabilidade de alta/baixa. Desse modo, oscilações mensais positivas que superam metade do desvio-padrão foram consideradas como mercado em "alta" e oscilações negativas de tal magnitude foram consideradas como mercado em "baixa". Ao contrário da primeira abordagem feita para cada fundo, o teste das hipóteses foi realizado para o mercado brasileiro, de forma conjunta para todos os fundos na forma de dados em painel e nos forneceu 27 meses de "alta", 39 meses de "baixa" e 43 meses de "estabilidade".

Utilizando os alfas (AlfaFF) defasados, previamente calculados com o modelo de 3 fatores de Fama e French (1993), e as variáveis dependentes de direção do mercado, além de duas variáveis de controle, idade do fundo em meses e patrimônio defasado em 1 mês, foram efetuadas regressões de dados em painel dinâmico para verificar as variações no tempo e entre os gestores. Segundo Wooldridge (2010), tal abordagem é indicada quando se deseja verificar a amostragem de uma população em períodos diferentes. Neste caso

buscamos identificar se a direção do mercado influencia o desempenho do gestor. O racional por trás diz respeito à assimetria de volume negociado na bolsa em períodos de alta e de baixa, como descrito por Kahneman e Tversky (1979), que afirmam que "*a desutilidade [sic] de uma perda tem peso maior que a utilidade de um ganho de mesmo tamanho em termos de unidades monetárias*".

É importante notar também que, como estamos utilizando o AlfaFF defasado para estimar o comportamento dessa mesma variável, é necessário tratar a presença de endogeneidade. Para tanto, foi utilizado o GMM (método dos momentos generalizado) em 2 estágios proposto por Arellano e Bond (1991). Neste modelo, utilizam-se variáveis instrumentais para a equação diferencial de 1ª ordem para obter estimadores consistentes. A fundamentação para tal solução está na premissa de exogeneidade sequencial, ou seja, retornos passados não estão correlacionados com erros futuros.

Para garantir a consistência do modelo Arellano e Bond (1991) desenvolveram um teste para autocorrelação do termo de erro. Quando o teste falha, aumenta-se a defasagem das variáveis instrumentais, conforme o modelo abaixo:

O modelo utilizado para testar a segunda hipótese foi o seguinte:

$$\begin{aligned} \text{AlfaFF}_{i,t} = {} & \beta_0 \text{AlfaFF}_{i,t-1} + \beta_1 \text{Bear}_t + \beta_2 \text{Bull}_t \\ & + \beta_3 \text{Idade}_{i,t} + \beta_4 \text{PL}_{i,t-1} + a_i + b_t + e_{i,t}, \end{aligned} \tag{4}$$

onde $\text{AlfaFF}_{i,t}$ é o retorno anormal (alfa) do fundo i no período t, Bear_t é a *dummy* de baixa do Ibovespa no período t, Bull_t é a *dummy* de alta do Ibovespa no período t, $\text{Idade}_{i,t}$ é a idade do fundo i em meses no período t, $\text{PL}_{i,t-1}$ é o patrimônio do fundo i defasado em 1 mês $t-1$, a_i é o efeito não observado do fundo i, b_t é o efeito não observado do período t e $e_{i,t}$ é o erro aleatório do fundo i no tempo t.

A teoria indica que inexistem relações entre a direção do mercado (*dummies*) e o retorno anormal ($\text{AlfaFF}_{i,t}$ do modelo de 3 fatores), conforme previsto por Fabozzi e Francis (1979) e Alexander e Stover (1980).

Por fim, a terceira hipótese é analisada para as variáveis defasadas AlfaFF e PL, utilizando o mesmo modelo da equação (4). O objetivo é identificar se existe alguma relação entre o volume gerido e a performance do gestor, de modo a confirmar a hipótese de que há ineficiências de escala na indústria de fundos, como previsto por Berk e Green (2004).

A variável explicativa precisa de defasagem, pois o resultado do fundo é função dos ganhos e perdas das posições que foram montadas com base no patrimônio inicial. Desse modo, é necessário tratar a endogeneidade da

Tabela 1
Sumário estatístico com as variáveis explicativas dos retornos mensais para o modelo de 3 fatores de Fama e French (1993)

	Retorno Médio Mensal			Desvio-padrão			t-Stat		
	(km-krf)	SMB	HML	(km-krf)	SMB	HML	(km-krf)	SMB	HML
2010 - 2020	–0,05	0,24	0,02	6,61	4,71	6,84	–0,09	0,56	0,04

A tabela mostra o retorno excessivo médio mensal do Ibovespa (k_m) frente ao CDI (k_{rf}), o retorno médio mensal das ações *small cap* frentes às *big caps* e o retorno médio mensal das ações de *high growth* frente às de *low growth*. A tabela mostra também o desvio-padrão de cada coeficiente e a estatística t indicando que, para 95% de confiança, apenas o HML pode ser considerado diferente de zero. O período da amostra é de 10 anos, entre jan/11 e dez/20.

variável defasada "patrimônio do fundo" (PL_{t-1}) e o termo de erro ($e_{i,t}$).

4. Resultados

Nesta seção primeiramente são apresentados os resultados da análise de todos os fundos agrupados em uma mesma carteira, com pesos iguais (EW – *equal weighted*) e ponderados por valor (VW – *value weighted*), de forma semelhante à apresentada por Fama e French (2010).

Na segunda parte da seção são apresentados os dados individuais de cada fundo, a dispersão dos coeficientes alfa e seu o comportamento ao longo do tempo.

4.1 Dados agrupados

A Tabela 1 apresenta o sumário estatístico, agrupado de todos os fundos, do período de dez anos analisado, sob a ótica do modelo de três fatores de Fama e French (1993). O excesso de retorno médio mensal do Ibovespa sobre a taxa livre de risco (CDI) apresenta valor ligeiramente negativo, refletindo os efeitos do fraco desempenho econômico das empresas brasileiras no período pós-governo Dilma e da Pandemia de Covid-19.

Os dados ainda indicam para grande magnitude do retorno em função do tamanho (SMB), de 0,24% ao mês (ou 2,91% ao ano) e um retorno mais modesto para o crescimento (HML) de 0,02% ao mês (ou 0,27% ao ano).

Para o cálculo do SMB foram utilizados os dados de valor de mercado (preço da ação multiplicado pela quantidade de ações emitidas) do final de cada ano fiscal. E para o HML, além do valor de mercado, foi utilizado o valor contábil do patrimônio de cada empresa ao final de cada ano fiscal.

Os dados indicam que não podemos rejeitar a hipótese de nulidade para o retorno de prêmio de mercado (km-krf) e retorno em função do tamanho

Tabela 2
Interceptos e demais coeficientes das regressões para carteiras compostas por fundos de ações brasileiros de gestão ativa, com pesos iguais (EW) e com pesos ponderados por valor (VW)

		12*a	b	s	h	R²	R² ajus
			EW Returns				
CAPM	Coeficientes	0,030	0,808			0,930	0,920
	Erro padrão	0,001	0,046				
	p-value	0,072*	0,000***				
3 fatores	Coeficientes	0,028	0,812	0,072	−0,061	0,930	0,930
	Erro padrão	0,001	0,042	0,040	0,031		
	p-value	0,077*	0,000***	0,074*	0,050*		
			VW Returns				
CAPM	Coeficientes	0,030	0,778			0,890	0,890
	Erro padrão	0,002	0,064				
	p-value	0,128	0,000***				
3 fatores	Coeficientes	0,028	0,790	0,080	−0,104	0,910	0,910
	Erro padrão	0,001	0,055	0,042	0,040		
	p-value	0,122	0,000***	0,060*	0,011**		

A tabela mostra os interceptos anualizados (12*a) e os p-valores para o CAPM e modelo de 3 fatores de Fama e French (1993), estimados por Newey-West, para os retornos de uma carteira composta por fundos de ações brasileiros de gestão ativa, com pesos iguais (EW) e ponderados por valor (VW). A tabela também mostra os coeficientes (b, s e h, para km-krf, SMB, HML, respectivamente) e o R² da regressão para os retornos líquidos (visto que utilizamos os FICs no cálculo). O período é de jan/11 a dez/20 e a amostra possui 141 fundos. Nota: * p < 0,1 ; ** p < 0,05; *** p < 0,01

(SMB). Os dados apresentados por Fama e French (1993) também apresentavam estatísticas t com valores superiores a 0,05.

A Tabela 2 apresenta o resultado da regressão para a amostra de todos os fundos de forma agregada, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2020 segundo o modelo CAPM (*single index model*) e pelo modelo de três fatores de Fama e French (1993). Os interceptos foram anualizados (12*a) e as estatísticas foram calculadas por dois métodos distintos, pesos iguais (EW) e ponderados por valor (VW).

O alto R² indica para uma regressão com alto poder explicativo, com destaque para o coeficiente beta que, além da magnitude alta é bastante representativo. Esse resultado está dentro do esperado, visto que o beta mensura o grau de explicação do Ibovespa no retorno dos fundos.

Os demais coeficientes também ficaram em linha com os resultados de Fama e French (2010). Tanto o 's' como o 'h' possuem menor magnitude, mas são significativamente representativos, indicando que tanto o tamanho da empresa, como o múltiplo de crescimento contribuem para explicar o retorno dos ativos. Cabe destaque para o fato de a carteira com pesos iguais

Tabela 3
Estatísticas descritivas da distribuição do alfa dos fundos brasileiros de ações pelo modelo de 3 fatores (jan/2010 a dez/2020)

# de Fundos	141
alpha*12	
Média	0,03
Mediana	0,03
Desvio padrão	0,04
Mínimo	−0,06
Máximo	0,13
alpha $\neq 0$ a 95% de IC	40
alpha > 0 a 95% de IC	32

A tabela mostra o resumo dos 15.369 alfas, anualizados (a*12), calculados para os 141 fundos, durante 10 anos de retornos mensais, utilizando o modelo de 3 fatores de Fama e French (1993). Os dados individuais de cada fundo podem ser encontrados nas Tabelas 4 e 5.

apresentar um menor coeficiente h, indicando que fundos pequenos são menos propensos a investir em ações de alto crescimento, visto que a inclinação é menor. Os demais coeficientes apresentam magnitudes semelhantes entre o portfólio com pesos iguais e ponderados por valor.

Por fim, devemos destacar o coeficiente alfa, que além de magnitude baixa (o coeficiente foi multiplicado por 12) apresenta alto p-valor, o que nos impede de rejeitar a hipótese de nulidade, com 95% de confiança, em todas as simulações.

Em outras palavras, não podemos rejeitar a hipótese de que, na média, os gestores de fundos de ações brasileiros, são incapazes de gerar alfa, com 95% de confiança. De forma agregada, significa que não há diferença significante entre comprar cotas de fundos brasileiros de ações ativos e passivos. Este resultado está em linha com os obtidos por Kosowski et al. (2007), Castro e Minardi (2009) e Fama e French (2010).

4.2 Dados por fundo

O presente estudo não mostra apenas os dados agrupados, mas busca também analisar os gestores individualmente e analisar seu retorno excessivo ao longo do tempo. O objetivo é verificar se existem gestores individuais com habilidade para superar o retorno passivo do índice de mercado. Olhando os dados da Tabela 3, podemos notar que existe uma parcela considerável de gestores com desempenho acima do benchmark.

Tal resultado está em linha com o previsto por Fama e French (2010), que afirmam que a geração positiva de alfa por parte de alguns gestores ativos somente é possível às custas dos gestores ativos (não necessariamente fundos) que geram alfa negativo, algo que Sharpe (1964) denominou aritmética de gestão ativa.

Mas simplesmente identificar os fundos de melhor desempenho não é suficiente para afirmar que tais gestores são capazes de gerar alfa com consistência ao longo do tempo. Para verificar tal hipótese foram realizadas *rolling window regressions* para cada fundo, utilizando janelas móveis de 12 meses, para um período total de 10 anos (109 observações para cada um dos 141 fundos). Os dados das Tabelas 4 e 5 indicam que nenhum gestor foi capaz de manter o coeficiente alfa acima de zero durante mais de um terço do período analisado, com 95% de confiança, o que nos leva a rejeitar a existência de gestores capazes de gerar retorno excessivo (AlfaFF) ao longo do tempo.

Os dados sumarizados da Tabela 6 mostram que cerca de um terço dos gestores de fundos da amostra conseguiram manter retornos superiores aos previstos pelo modelo de 3 fatores, por mais de 10% do tempo, gerando alfa médio de 4,53% ao ano. Ainda, é possível verificar que 17% dos fundos da amostra conseguiram manter excessivo em relação ao modelo durante mais de 15% do tempo, durante esses 10 anos. Uma parcela muito pequena de 8 fundos conseguiu superar o modelo, com 95% de confiança, durante 20% do tempo. E apenas 2 gestores conseguiram manter o retorno acima do previsto pelo modelo de 3 fatores durante 25% do tempo, dentro deste mesmo intervalo de confiança.

Analisando de forma mais detalhada notamos que os fundos "1" e "10" foram o que se mantiveram por mais tempo com excesso positivo, a 95% de intervalo de confiança, com 28% e 27% de frequência positiva, respectivamente. Na Figura 1a podemos analisar o comportamento do alfa gerado por estes dois fundos ao longo do tempo.

Pela Figura 1b temos indícios de estacionariedade da série de alfas, que pode ser comprovado através do teste ADF (*Augmented Dickey Fuller*), cujos resultados estão na Tabela 7. A não-identificação de raiz unitária indica para evidência de estacionariedade, o que nos permite rodar a regressão de dados em painel para testar as próximas hipóteses.

4.3 Direção do mercado

Se gestores individuais são capazes de gerar retorno excessivo, devemos procurar variáveis explicativas para tal habilidade, de modo a otimizar a alocação de recursos. O primeiro fator que iremos testar é a direção do mercado

Tabela 4
Sumário dos coeficientes alfas individuais, fundos 1 a 70

	Alfa * 12					Alfa * 12			
Fundo	Média	Mín	Máx	a>0, p<5%	Fundo	Média	Mín	Máx	a>0, p<5%
1	8,80	(18,60)	25,80	28%	36	5,40	(11,60)	29,30	9%
2	7,10	(12,30)	40,50	14%	37	4,70	(6,10)	14,50	15%
3	(0,50)	(42,00)	58,60	6%	38	7,40	(5,60)	27,80	7%
4	10,30	(16,70)	48,60	13%	39	1,20	(9,20)	11,00	4%
5	0,10	(11,60)	21,20	2%	40	4,40	(19,60)	18,80	11%
6	2,90	(12,50)	18,20	7%	41	8,00	(60,30)	60,50	6%
7	4,90	(15,80)	19,90	6%	42	3,90	(25,30)	26,00	8%
8	2,40	(12,60)	13,90	18%	43	3,20	(8,50)	14,70	14%
9	5,50	(15,80)	22,90	17%	44	3,50	(12,00)	26,90	14%
10	4,60	(12,80)	22,30	27%	45	3,90	(6,90)	13,20	11%
11	4,10	(13,30)	15,60	0%	46	(6,00)	(38,00)	13,90	5%
12	8,80	(22,60)	40,10	22%	47	0,90	(13,30)	24,00	3%
13	4,50	(10,60)	16,40	19%	48	(1,40)	(13,10)	19,60	2%
14	7,20	(14,40)	42,60	18%	49	1,80	(27,00)	25,10	14%
15	4,00	(10,70)	19,30	1%	50	7,60	(7,70)	26,20	17%
16	(2,60)	(17,00)	15,10	1%	51	(2,80)	(28,90)	27,60	2%
17	1,40	(21,60)	21,90	2%	52	(1,60)	(25,40)	15,30	2%
18	(2,30)	(19,50)	14,90	0%	53	(1,90)	(28,50)	19,20	0%
19	1,70	(10,60)	19,80	6%	54	(2,40)	(25,20)	20,60	2%
20	1,10	(19,70)	25,00	6%	55	2,50	(8,30)	12,20	5%
21	0,20	(18,10)	13,40	3%	56	5,80	(11,40)	26,00	18%
22	5,10	(14,60)	27,40	15%	57	4,50	(13,40)	22,30	5%
23	6,50	(6,40)	19,60	20%	58	3,70	(33,10)	35,00	3%
24	(3,10)	(7,40)	1,00	0%	59	(0,70)	(38,10)	27,40	9%
25	(2,10)	(8,50)	5,60	4%	60	(2,60)	(22,90)	19,90	2%
26	1,90	(9,40)	28,00	9%	61	(5,30)	(25,70)	14,20	1%
27	2,80	(7,00)	12,90	4%	62	4,60	(17,60)	19,70	7%
28	(2,30)	(22,70)	17,20	0%	63	(0,70)	(53,20)	33,20	12%
29	(3,20)	(7,00)	2,30	0%	64	4,70	(15,20)	27,60	17%
30	8,30	(6,40)	22,60	24%	65	(2,00)	(31,20)	21,80	14%
31	(0,30)	(24,60)	17,70	2%	66	4,20	(32,30)	40,50	6%
32	3,50	(18,80)	23,80	6%	67	3,20	(15,80)	18,80	17%
33	3,40	(17,30)	18,40	4%	68	(0,30)	(19,30)	20,00	0%
34	2,70	(25,50)	29,80	3%	69	0,80	(14,70)	23,90	6%
35	4,60	(14,60)	21,90	21%	70	2,00	(20,30)	14,80	11%

Coeficientes obtidos por regressões lineares, utilizando o método de MQO, para retornos mensais de 141 fundos brasileiros de ações, no período de 10 anos (entre jan/11 e dez/20), para janelas móveis de 12 meses, com os regressores do modelo de 3 fatores de Fama e French (km-krf, SML e HML).

Tabela 5
Sumário dos coeficientes alfas individuais, fundos 71 a 141

	Alfa * 12					Alfa * 12			
Fundo	Média	Mín	Máx	a>0, p<5%	Fundo	Média	Mín	Máx	a>0, p<5%
71	7,00	(38,50)	39,80	10%	107	4,80	(21,80)	23,90	17%
72	3,90	(6,90)	13,90	11%	108	1,10	(53,80)	42,00	17%
73	(4,40)	(25,50)	17,50	1%	109	(0,90)	(12,80)	12,80	2%
74	(6,10)	(40,90)	21,40	0%	110	(1,20)	(15,70)	14,20	3%
75	(1,30)	(21,80)	21,30	2%	111	(3,30)	(9,00)	4,20	2%
76	3,10	(13,00)	18,90	4%	112	2,30	(17,40)	20,30	10%
77	4,40	(19,10)	24,60	23%	113	(1,50)	(9,80)	6,40	4%
78	2,80	(32,50)	63,70	8%	114	1,80	(12,90)	13,80	3%
79	0,50	(8,00)	9,30	12%	115	(4,90)	(22,70)	17,00	1%
80	(2,10)	(16,70)	9,20	0%	116	0,80	(24,20)	22,00	8%
81	1,50	(14,70)	21,80	1%	117	6,70	(10,10)	27,70	16%
82	(3,00)	(16,60)	11,80	0%	118	0,30	(17,60)	19,10	6%
83	7,80	(50,10)	44,10	9%	119	(2,10)	(7,20)	2,10	0%
84	7,40	(42,70)	34,20	9%	120	4,30	(28,80)	38,40	5%
85	(3,70)	(9,00)	4,20	2%	121	3,00	(45,10)	32,90	0%
86	5,40	(94,40)	86,00	16%	122	(1,10)	(7,60)	8,10	0%
87	7,30	(36,50)	39,80	10%	123	2,80	(11,60)	25,10	4%
88	1,80	(13,30)	14,40	4%	124	1,60	(17,10)	18,70	15%
89	(4,40)	(8,80)	0,70	0%	125	(6,70)	(12,20)	(2,40)	0%
90	4,00	(10,50)	21,90	17%	126	(2,50)	(23,50)	19,40	3%
91	(1,90)	(21,70)	14,70	4%	127	3,60	(26,90)	28,60	14%
92	2,00	(24,00)	40,30	0%	128	4,60	(28,50)	29,40	7%
93	(1,10)	(20,00)	12,20	2%	129	0,90	(54,20)	41,60	17%
94	0,80	(20,10)	26,40	6%	130	8,20	(17,10)	34,80	18%
95	0,90	(12,10)	11,50	6%	131	2,90	(10,80)	20,00	4%
96	0,70	(20,00)	25,40	6%	132	3,10	(9,70)	14,60	8%
97	(4,70)	(41,90)	19,10	4%	133	(2,10)	(8,40)	5,50	4%
98	(2,00)	(13,20)	9,90	0%	134	3,80	(10,40)	22,50	12%
99	0,60	(12,40)	19,90	6%	135	(0,60)	(22,70)	23,00	2%
100	4,60	(20,70)	21,30	11%	136	1,90	(10,10)	12,10	13%
101	5,70	(10,30)	26,70	17%	137	1,30	(21,70)	15,90	6%
102	(0,90)	(31,20)	48,70	1%	138	(2,50)	(26,70)	14,20	2%
103	(5,50)	(15,30)	(0,30)	0%	139	5,00	(19,10)	30,20	22%
104	(1,10)	(31,70)	25,80	3%	140	(2,10)	(15,10)	22,50	0%
105	(4,70)	(20,50)	2,50	0%	141	(2,60)	(22,50)	19,40	2%
106	(2,00)	(16,30)	12,80	2%					

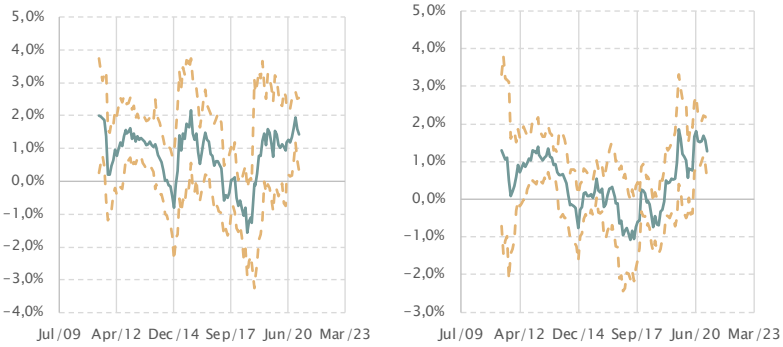
Coeficientes obtidos por regressões lineares, utilizando o método de MQO, para retornos mensais de 141 fundos brasileiros de ações, no período de 10 anos (entre jan/11 e dez/20), para janelas móveis de 12 meses, com os regressores do modelo de 3 fatores de Fama e French (km-krf, SML e HML).

Tabela 6
Resumo alfas por fundo

Freq	# fundos	% amostra	a médio
10%	46	33%	4,53
15%	24	17%	5,37
20%	8	6%	6,40
25%	2	1%	6,73
30%	0	0%	-

Nota: a primeira coluna reporta o número de fundos com alpha > 0 e p-value<5% com frequência acima de Freq.

Figura 1
Coeficientes alfa *rolling* com intervalo de confiança



(a) Fundo 1 **(b)** Fundo 10

Tabela 7
Teste ADF – raiz unitária para a amostra (jan/2010 a dez/2020)

# Fundos	141
Maior estatística	(9,22)
Menor p-value	0,00
Menor estatística	(10,58)
Maior p-value	0,00
Estatística Média	(9,82)
Média p-value	0,00

Tabela 8
Coeficientes de direção de mercado versus Alfa estimados por regressão de dados em painel pelo modelo de Arellano-Bond (jan/2010 a dez/2020)

	Coeficiente	Erro padrão	p-value
AlfaFF_t-1	0,9037	0,0052	0,000*
dummy_Bear	0,0001	0,0001	0,333
dummy_Bull	–0,0005	0,0001	0,000*
Log_PL_t-1	–0,0002	0,0001	0,000*
Idade	0,0000	0,0000	0,000*
const	0,0035	0,0010	0,000*

Regressão de dados em painel pelo modelo de Arellano-Bond, com 15.369 coeficientes alfas, calculados para os 141 fundos, durante 10 anos de retornos mensais, pelo modelo de 3 fatores, em um painel balanceado, sem reposições. *: p-value <0,05

acionário, em um enfoque semelhante ao adotado por Alexander e Stover (1980), utilizando a metade de um desvio-padrão de oscilação no índice de mercado para separar altas/baixas da ausência de direção. Com a utilização de variáveis *dummy* foram rodadas regressões em painel para os alfas gerados para cada fundo e os resultados são apresentados na Tabela 8.

Como esperado, o modelo indica representatividade do alfa defasado, indicando persistência de uma possível habilidade, e insignificância da *dummy 'bear'* (alto p-valor). Mas ao contrário do que se esperava, o coeficiente de alta de mercado (*dummy 'bull'*) se mostrou significante.

Apesar da estatística indicar para significância do coeficiente, o sinal negativo é incoerente do ponto de vista prático (fundos têm retorno inferior ao benchmark quando mercado sobe mais do que 0,5 desvio-padrão). Adicionalmente, sua magnitude é baixa, de apenas –0,05%, ante uma volatilidade mensal acima de 11% do índice de mercado.

Desse modo, podemos dizer que tais resultados estão em linha com os estudos de Fabozzi e Francis (1979) e Alexander e Stover (1980) que apontam que não há diferença no desempenho dos fundos decorrente da direção do mercado. Ou seja, não podemos rejeitar a hipótese 2, de que altas e baixas do mercado acionário não influenciam a geração de alfa por parte dos gestores.

A idade do fundo e o Patrimônio também são significantes a um nível de 95% de confiança, mas seus coeficientes são muito próximos de zero.

4.4 Patrimônio

Por fim, quanto à relação entre patrimônio do fundo e geração de alfa, podemos voltar à Tabela 8 e verificar que, conforme esperado, existe uma

relação entre o tamanho de fundos de ações e retorno excessivo a geração de alfa. E, tal como afirmado por Joenväärä et al. (2019) e McLemore (2019), a relação entre o alfa e o patrimônio dos fundos é negativa.

Desse modo, não rejeitamos a hipótese 3, de que o aumento no patrimônio dos fundos de ações afeta negativamente o retorno excessivo. Podemos justificar tal comportamento com a teoria proposta por Berk e Green (2004), que afirmam que gestores com habilidade para gerar retorno excessivo atraem aportes para seus fundos mas não podem crescer infinitamente pois se aproximariam cada vez mais do portfólio de mercado, convergindo para o retorno de uma carteira passiva.

Mas não podemos deixar de mencionar que os maiores fundos brasileiros de ações, de gestão ativa, limitam seu patrimônio ao fechar o condomínio para novas captações. Desse modo, fica aqui pendente um estudo mais detalhado de retorno excessivo ajustado pelo patrimônio. Um estudo que avalie o incremento/redução marginal do alfa para cada aumento no patrimônio poderia determinar o tamanho ideal e/ou o patrimônio máximo que os fundos de gestão ativa poderiam atingir e ainda continuar gerando retorno excessivo sobre o índice benchmark.

5. Conclusão

Os resultados agregados obtidos nesse estudo estão em linha com o estudo original de Fama e French (2010). Com base no modelo de 3 fatores é possível afirmar que, na média, os gestores não geram retornos excessivos para o investidor.

Ao analisarmos os resultados de forma individual, podemos verificar que existem poucos gestores dotados de habilidade, capazes de gerar retorno excessivo, corroborando as conclusões de Fama e French (2010). E, confirmando os resultados de Kosowski et al. (2007), encontramos evidências de estacionariedade dos alfas, indicando que os gestores conseguem manter tal performance ao longo do tempo.

Adicionalmente, verificamos que, na média, a direção do mercado não afeta o desempenho dos gestores em superar o retorno estimado pelo modelo de 3 fatores de Fama e French (1993), corroborando a tese de Fabozzi e Francis (1979) de que tal relação não pode existir, visto que os gestores não são capazes de prever a direção do mercado.

Por fim, verificamos que o tamanho do patrimônio do fundo possui relação negativa com a geração de alfa, uma vez que os fundos com maior rentabilidade atraem aportes, obrigando o gestor a aproximar sua carteira do

índice de mercado, reduzindo sua capacidade de gerar retorno excessivo.

Finalizamos sugerindo que estudos futuros abordem duas questões. A primeira diz respeito à liquidez e número de ações do mercado acionário brasileiro que, apesar de contar com 465 papéis listados, em junho/2021, concentra cerca de 80% do volume negociado nas 84 ações do Ibovespa. E dentro dessa carteira teórica, apenas 3 setores dentre 32 possuem mais do que 4 papéis em sua composição (Bancos, Petróleo, Gás e Biocombustíveis e Energia Elétrica). Essa questão de concentração em poucos papéis pode ser um fator que impacta negativamente a geração de alfa por parte dos gestores.

Em segundo lugar, sugerimos que a questão do fechamento dos fundos para captação seja analisada de forma mais aprofundada, procurando determinar de maneira quantitativa quais os parâmetros que podem ajudar a definir o tamanho máximo ou ideal de um fundo de ações no Brasil. Esse estudo pode ajudar as gestoras de recursos na definição de seu plano estratégico de negócios.

Referências

Alexander, G. J. e Stover, R. D. (1980). Consistency of mutual fund performance during varying market conditions, *Journal of Economics and Business* **32**(3): 219–226.

Arellano, M. e Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations, *The Review of Economic Studies* **58**(2): 277–297.

Barras, L., Gagliardini, P. e Scaillet, O. (2022). Skill, scale, and value creation in the mutual fund industry, *The Journal of Finance* **77**(1): 601–638.

Berk, J. B. e Green, R. C. (2004). Mutual fund flows and performance in rational markets, *Journal of Political Economy* **112**(6): 1269–1295.

Bernanke, B. (2013). Testimony of chairman Ben S. Bernanke before the Joint Economic Committee, *Testimony*, U.S. Congress.

Bernanke, B. (2015). *The courage to act: A memoir of a crisis and its aftermath*, W.W. Norton & Company.

Besanko, D., Dranove, D., Shanley, M. e Schaefer, S. (2012). *A Economia da Estratégia*, Bookman.

Boubaker, S., Gounopoulos, D., Nguyen, D. K. e Paltalidis, N. (2018). Assessing the effects of unconventional monetary policy and low interest rates on pension fund risk incentives, *Journal of Banking & Finance* **92**: 340–357.

Breusch, T. S. (1978). Testing for autocorrelation in dynamic linear models, *Australian Economic Papers* **17**(31): 334–355.

Brown, S. J., Goetzmann, W., Ibbotson, R. G. e Ross, S. A. (1992). Survivorship bias in performance studies, *The Review of Financial Studies* **5**(4): 553–580.

Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance, *The Journal of Finance* **52**(1): 57–82.

Castro, B. R. e Minardi, A. M. A. F. (2009). Comparação do desempenho dos fundos de ações ativos e passivos, *Brazilian Review of Finance* **7**(2): 143.

Fabozzi, F. J. e Francis, J. C. (1979). Mutual fund systematic risk for bull and bear markets: An empirical examination, *The Journal of Finance* **34**(5): 1243–1250.

Fama, E. F. e French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds, *Journal of Financial Economics* **33**(1): 3–56.

Fama, E. F. e French, K. R. (2010). Luck versus skill in the cross-section of mutual fund returns, *The Journal of Finance* **65**(5): 1915–1947.

Fama, E. F. e French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model, *Journal of Financial Economics* **116**(1): 1–22.

Fama, E. F. e MacBeth, J. D. (1973). Risk, return, and equilibrium: Empirical tests, *Journal of Political Economy* **81**(3): 607–636.

Jensen, M. C. (1969). Risk, the pricing of capital assets, and the evaluation of investment portfolios, *The Journal of Business* **42**(2): 167–247.

Jensen, M. C. (1972). Optimal Utilization Of Market Forecasts And The Evaluation Of Investment Performance, *in* G. P. Szego e K. Shell (eds), *Mathematical Methods of Investment and Finance*, North-Holland Publishing Company.

Jensen, M. C., Black, F. e Scholes, M. S. (1972). The Capital Asset Pricing Model: Some empirical tests, *in* M. C. Jensen (ed.), *Studies in the Theory of Capital Markets*.

Joenväärä, J., Kosowski, R. e Tolonen, P. (2019). The effect of investment constraints on hedge fund investor returns, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **54**(4): 1539–1571.

Kahneman, D. e Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk, *Econometrica* **47**(2): 263–291.

Klemkosky, R. C. e Maness, T. S. (1978). The predictability of real portfolio risk levels, *The Journal of Finance* **33**(2): 631–639.

Kosowski, R., Naik, N. Y. e Teo, M. (2007). Do hedge funds deliver alpha? A Bayesian and bootstrap analysis, *Journal of Financial Economics* **84**(1): 229–264.

Malaquias, R. F. e Junior, W. E. (2013). Market efficiency and performance of multimarket funds, *Brazilian Review of Finance* **11**(1): 119.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection, *The Journal of Finance* **7**(1): 77–91.

McLemore, P. (2019). Do mutual funds have decreasing returns to scale? Evidence from fund mergers, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **54**(4): 1683–1711.

Merton, R. C. (1981). On market timing and investment performance. I. An equilibrium theory of value for market forecasts, *The Journal of Business* **54**(3): 363–406.

Milan, P. L. A. B. e Júnior, W. E. (2017). Um retrato dos fundos de investimento no Brasil, *GV-executivo* **16**(3): 34.

Newey, W. K. e West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix, *Econometrica* **55**(3): 703–708.

Pástor, L'., Stambaugh, R. F. e Taylor, L. A. (2020). Fund tradeoffs, *Journal of Financial Economics* **138**(3): 614–634.

Porter, M. (1998). *Competitive Strategy*, New York: Free Press.

Sanvicente, A. Z. e Sanches, F. A. M. (2002). Viés de seleção na análise do desempenho de ações no mercado brasileiro, *Revista de Administração* **37**(2).

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk, *The Journal of Finance* **19**(3): 425–442.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2 ed., MIT Press.

Yin, C. (2016). The optimal size of hedge funds: Conflict between investors and fund managers, *The Journal of Finance* **71**(4): 1857–1894.

Zhu, M. (2018). Informative fund size, managerial skill, and investor rationality, *Journal of Financial Economics* **130**(1): 114–134.

Comentários acerca do artigo "O risco de informação assimétrica sobre a liquidez dos contratos futuros de *commodities* agrícolas"

Commentary about the article "The risk of asymmetric information on the liquidity of agricultural commodities futures contracts"

José César Cruz Júnior[†]
Daniel Henrique Dario Capitani[‡]
Renato Moraes Silva[*]
Rodrigo Lanna Franco da Silveira[**]

Resumo Esta nota de comentário tem como objetivo explorar quais os limites e os cuidados necessários para analisar a relação entre liquidez e informação assimétrica nos mercados de derivativos agropecuários, diante dos métodos empregados no trabalho de Ribeiro et al. (2020, Revista Brasileira de Finanças 18(2)), "O risco de informação assimétrica sobre a liquidez dos contratos futuros de commodities agrícolas", que investigaram a influência da assimetria de informações sobre a liquidez nos mercados futuros agropecuários (de milho, soja, café e boi gordo) da bolsa brasileira, B3 (Brasil, Bolsa, Balcão).

Palavras-chave: Mercados futuros agropecuários; Assimetria informacional; Liquidez.

Código JEL: G13, G14.

Abstract In this note, we comment on the limitations and precautions required to analyze how liquidity relates to asymmetric information in agricultural futures markets. Our focus is on the methods used by Ribeiro et al. (2020, Brazilian Review of Finance 18(2)), "The risk of asymmetric information on the liquidity of agricultural commodity futures contracts," in their investigation of the influence of information asymmetry on liquidity in the Brazilian agricultural futures markets.

Keywords: Agricultural futures market; Asymmetric information; Liquidity.
JEL Code: G13, G14.

Submitted on June 23, 2022. Revised on July 31, 2022. Accepted on December 6, 2022. Published online in June 2023. Editor in charge: Marcelo Fernandes.

[†]Universidade Federal de São Carlos, Brasil: cesarcruzjr@gmail.com
[‡]Universidade Estadual de Campinas, Brasil: danieldc@unicamp.br
[*]Centro Universitário Facens, Brasil: renato.silva@facens.br
[**]Universidade Estadual de Campinas, Brasil: rlanna@unicamp.br

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146 ©2023 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

Comentário

O trabalho de Ribeiro et al. (2020), "O risco de informação assimétrica sobre a liquidez dos contratos futuros de *commodities* agrícolas", investiga a influência da assimetria de informações sobre a liquidez nos mercados futuros agropecuários (de milho, soja, café e boi gordo) da bolsa brasileira, B3 (Brasil, Bolsa, Balcão). Utiliza-se um modelo de dados em painel, em que a liquidez (obtida pelo *bid-ask-spread*) é a variável dependente e a assimetria informacional, mensurada a partir do *VPIN* (*Volume - Synchronized Probability of Informed Trading*), consiste na variável explicativa de interesse. Como variáveis de controle, foram considerados: número de negócios, volume negociado e volatilidade do preço. O modelo foi capaz de explicar cerca de 43% da variação da liquidez, verificando-se uma relação positiva entre o risco de negociação com assimetria informacional e liquidez. A partir de tal estudo, esta nota tem o objetivo de pontuar os limites e os cuidados necessários para analisar a relação entre liquidez e informação assimétrica nos mercados de derivativos agropecuários.

Em geral, os estudos que avaliaram a relação entre liquidez e assimetria informacional focaram mercados de alta liquidez, especialmente ações, futuros de índices de ações e câmbio. Para mercados internacionais, ver, por exemplo, Easley et al. (2012), Abad e Yagüe (2012), Andersen e Bondarenko (2014), Pöppe et al. (2016), Abad et al. (2018) e Yildiz et al. (2020). Para mercados nacionais, pesquisas de Barbosa (2014) e Siqueira et al. (2017) podem ser citadas.

A análise de Ribeiro et al. (2020) segue, assim, os estudos acima, considerando especificamente os mercados futuros agropecuários da bolsa brasileira, a B3. A leitura deste artigo provocou, em nós autores, alguns pontos de reflexão especialmente relacionados aos procedimentos e métricas utilizados que, consequentemente, levaram a resultados que precisam ser examinados com cautela. Dois pontos importantes devem ser considerados para um apropriado desenho dos métodos, sua aplicação e interpretação dos resultados. O primeiro ponto tem base na liquidez bastante reduzida dos derivativos agropecuários domésticos frente aos mercados analisados pelos estudos consagrados neste tema (Easley et al., 2012; Abad e Yagüe, 2012; Andersen e Bondarenko, 2014). O segundo consiste no fato dos ativos analisados se constituírem em contratos futuros sobre *commodities*, os quais possuem particularidades próprias – especialmente relacionadas à sua dinâmica operacional e seu processo de formação dos preços – frente às ações e contratos futuros sobre instrumentos financeiros. Ambos os pontos impactam na definição, construção e interpretação das variáveis utilizadas no estudo, como será apontado a seguir.

Com relação à liquidez, cabe observar que o volume de contratos futuros de soja, milho e café arábica da B3 representou, em 2019, apenas 1%, 24% e 41%, respectivamente, da safra brasileira dos produtos em questão. No mercado de boi gordo, as negociações chegaram próximas a 24% do volume de animais abatidos no país. Aponta-se, ainda, que os mercados futuros de milho e soja da B3 corresponderam, em 2019, a apenas 0,19% e 0,02% das negociações efetivadas na bolsa de Chicago (CME, 2019) para estas *commodities*, respectivamente. Para o café arábica, a relação foi de 0,33%, sendo esta última comparação feita a partir dos negócios feitos na ICE - Intercontinental Exchange (ICE, 2020). A baixa liquidez destes mercados é abordada por Mattos e Garcia (2004), Marquezin (2013), Quintino et al. (2017) e Costa et al. (2018). Esta última pesquisa, por exemplo, utiliza dados de alta frequência nos mercados futuros de milho e boi gordo da B3. Os resultados, de forma geral, mostram a existência de liquidez no mercado de milho, não sendo possível, porém, constatar tal fato no mercado de boi gordo, segundo contrato mais negociado, após o milho, em que não houve uma relação bem definida entre *bid-ask spread*, volume e volatilidade.

Para ilustrar os pontos acima ressaltados, consideramos o período de estudo de Ribeiro et al. (2020), entre 1º de dezembro de 2018 e 30 de novembro de 2019. Neste intervalo de tempo, foram negociados, na B3, 18 vencimentos para o contrato de boi gordo (BGI), 11 para o de milho (CCM), 12 para o de café arábica (ICF) e nove para o de soja (SJC). O número médio de contratos negociados diariamente para todos estes ativos está apresentado na Figura 1, podendo-se identificar a baixa liquidez, sobretudo, dos contratos de café e soja.

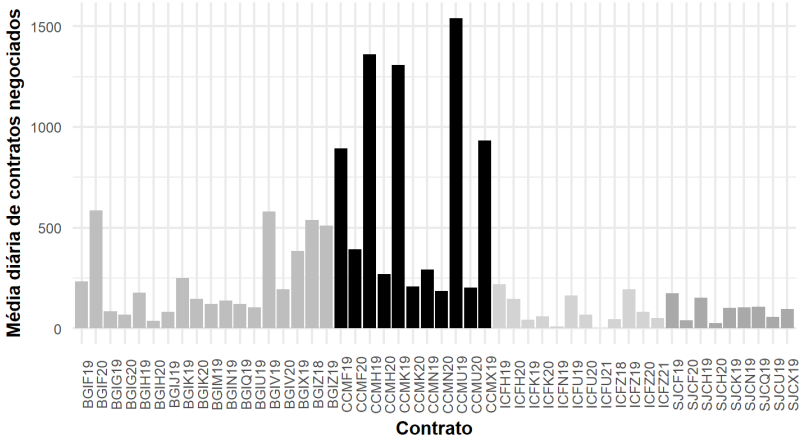
Outro ponto que deve ser analisado é a evolução da liquidez, considerando-se o número de contratos negociados durante o período analisado. Tomando-se como exemplo o contrato e vencimento mais negociado, o CCMU19 (contrato futuro de milho para liquidação em setembro de 2019), verifica-se que a liquidez é muito baixa entre janeiro e março e obtém significativo aumento entre maio e julho, à medida que o vencimento se aproxima (Figura 2).

Portanto, diante dos pontos levantados, não é possível afirmar que os derivativos agropecuários da B3 possuem liquidez significativa, tampouco o contrato de soja (SJC) seria o de maior liquidez, como observado por Ribeiro et al. (2020).

Em relação às variáveis utilizadas pelos autores, utiliza-se como *proxy* para liquidez o *bid-ask-spread* e o *VPIN* para estimar a assimetria informacional. A partir desta última variável, mensura-se o nível de toxicidade[1] no

[1] Conforme Easley et al. (2011), um fluxo de ordem é tóxico quando existe um problema de seleção adversa no mercado, no qual *market makers*, involuntariamente, passam a prover liquidez

Figura 1
Média diária de negociação de contratos futuros agropecuários da B3 entre 01/12/2018 e 30/11/2019



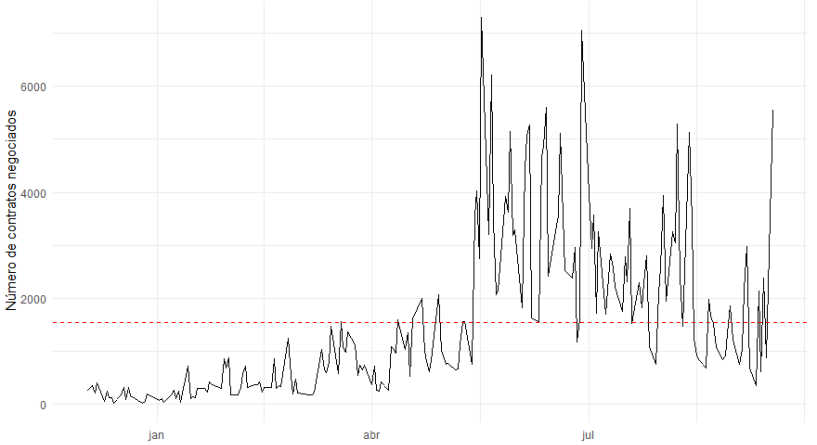
Nota: Os códigos de negociação dos contratos futuros da B3 são formados por letras relativas às commodities (BGI para boi gordo, CCM para milho, ICF para café arábica e SJC para soja), seguidas do mês de vencimento (F - janeiro, G - fevereiro, H - março, J - abril, K - maio, M - junho, N - julho, Q - agosto, U - setembro, V - outubro, X - novembro e Z - dezembro) e ano de vencimento (neste caso, 19 para 2019, 20 para 2020 e 21 para 2021). Fonte: B3 (2020).

mercado e sua associação com a liquidez do papel. Neste ponto, enfatizamos que, quando tal análise considera futuros sobre *commodities* e de pouca liquidez, como o caso dos transacionados na B3, alguns cuidados precisam ser tomados.

Primeiro, séries relativas às métricas de liquidez e assimetria de informações devem ser pautadas em um contrato futuro sobre ativo-objeto e vencimento específicos (ou, alternativamente, realizando-se a rolagem de contrato de primeiro vencimento). Segundo, ajustes no tamanho do *bucket* de negociação devem ser feitos em mercados de pouca liquidez, a fim de que o valor relativo à informação assimétrica não inclua informações de diversos dias de análise. Terceiro, é de se esperar que a dinâmica de negociação destes con-

diante de perdas. Ao notarem tal fato, revertem suas posições nos mercados, diminuindo a liquidez. Tal situação surge a partir da existência de agentes bem-informados que, ao acompanharem o fluxo de ofertas de compra e venda (*bids* e *asks*), disponíveis no *book* de ofertas do ativo, agem estrategicamente, lançando um grande volume de ordens no mercado. Consequentemente, provoca-se um desequilíbrio no volume dos negócios efetuados – quando o número de negócios originados do lado vendido supera o do lado comprado, e/ou vice-versa. Estas ordens passivas, que deveriam ser fechadas lentamente (ou nem mesmo fechadas), acabam sendo fechadas de forma rápida, provocando, assim, a seleção adversa (Easley et al., 2012).

Figura 2
Volume diário de negociação do contrato futuro de milho com vencimento em setembro de 2019 entre janeiro e setembro de 2019



Fonte: B3 (2020).

tratos em si, com a aproximação das datas de aviso de emissão de entrega e de vencimento, apresente um desbalanceamento natural no fluxo de ordens.

Em relação à diferenciação dos vencimentos, nos mercados futuros, os agentes negociam um contrato relativo a um ativo subjacente com vencimento específico. Desta forma, as métricas de liquidez (*bid-ask-spread*) e assimetria de informação (*VPIN*) devem ter como base um contrato futuro específico, considerando ativo-objeto e vencimento únicos. Em casos de baixa liquidez em contratos muito distantes do vencimento, pode-se utilizar um conjunto contínuo de informação relacionada à rolagem do contrato de primeiro vencimento (Easley et al., 2012; Andersen e Bondarenko, 2014; Kang et al., 2020).

No trabalho de Ribeiro et al. (2020), no entanto, aponta-se, explicitamente, que não houve distinção de vencimento dos contratos, construindo-se uma série contínua de ordens. Além disso, não fica evidente se houve o cuidado de considerar a rolagem das séries de primeiro vencimento ou se foram consideradas todas as séries simultaneamente. No caso desta última opção, o método é inapropriado. Ademais, a não distinção dos vencimentos incorre em se aglomerar informações específicas a diferentes períodos e que afetam as posições dos *hedgers* em cada contrato em aberto, comprometendo a exata compreensão da influência da informação assimétrica sobre a liquidez de cada contrato.

Quanto aos tamanhos dos *buckets* de negociação, quando analisados os volumes de negociação dos contratos analisados por Ribeiro et al. (2020), nota-se que a quantidade de *VPINs* calculados para um mesmo dia é relativamente baixa, pois o volume diário negociado no início do contrato ainda é reduzido. Tal situação é recorrente ainda que se considere (erroneamente) o volume de todos os contratos sem distinção de vencimento. Neste caso, não parece apropriado avaliar o nível de toxicidade considerando que a base de cálculo compreendeu diversos dias de negociação.

Para ilustrar os pontos acima citados, o *VPIN* foi calculado para o contrato futuro de milho da B3, com vencimento em setembro de 2019 (código CCMU19). Vale novamente enfatizar que este foi o contrato de maior negociação no período de estudo de Ribeiro et al. (2020). Consideramos *buckets* de 50 ordens, com incremento fixo de 50 para se calcular o volume acumulado (V) de ordens dentro de um *bucket*, e médias móveis de janelas de tamanho igual a 50 (L). A escolha de V corresponde ao valor indicado por Easley et al. (2012) de 1/50 avos do volume de negócios dentro de um único cálculo para o *VPIN*, tais como foram utilizados por Ribeiro et al. (2020). Este último valor é importante, pois é utilizado para se calcular o desequilíbrio de ordens (OI) para cada *bucket*. O OI é a medida que determina se o volume total das ordens (V) dentro de um determinado *bucket "l"* foi desbalanceado por um maior volume de ofertas de compra (V_l^B) ou de venda (V_l^S), sendo calculado como:

$$OI_l = \frac{|V_l^B - V_l^S|}{V} \tag{1}$$

Pode-se perceber que $0 \leqslant OI_l \leqslant 1$. Em um dos casos extremos, quando as ordens de um *bucket* forem totalmente equilibradas, o valor de OI_l será zero, pois $V_l^B = V_l^S$. No outro caso extremo, quando todas as ordens de um *bucket* forem originadas por um dos lados da oferta (compra ou venda), o valor do OI_l será igual a um.

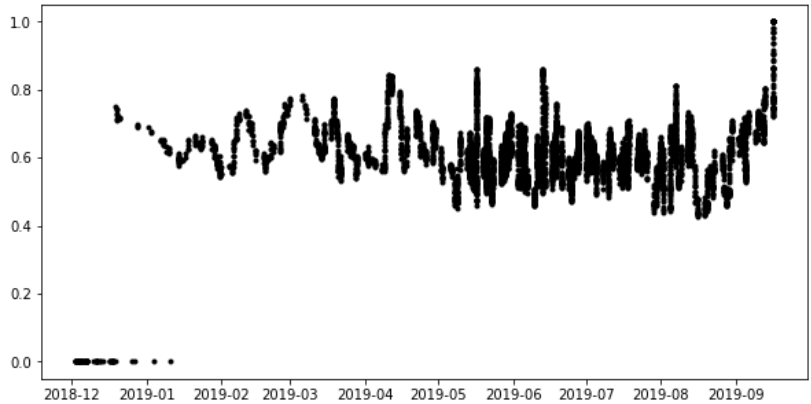
Uma vez calculada uma sequência de *OIs* no intervalo de tempo T, o *VPIN* pode ser calculado a partir da média móvel dos últimos L valores:

$$VPIN_t = \frac{1}{L}\sum_{j=0}^{L-1} OI_{l-j} \tag{2}$$

Assim, pode-se apontar que o mercado terá um alto nível de toxicidade quando, em média, for observada uma longa sequência de *OI's* desequilibrados. Ou seja, um grande volume de ordens consecutivas sendo originadas por apenas ofertas de compra, ou de venda.

A Figura 3 apresenta o *VPIN* diário calculado para o contrato futuro de milho (vencimento setembro de 2019). Optamos por determinar valores zero

Figura 3
***VPIN* diário calculado para o contrato futuro de milho CCMU19, com *bucket* de tamanho fixo (50 negócios), com média-móvel de 50, e cálculo não limitado ao dia**

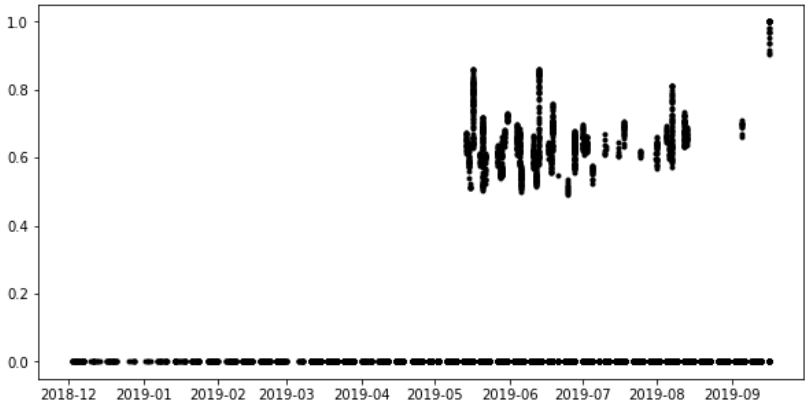


para os dias em que não houve volume de negociação suficiente para se calcular um único valor de *VPIN*. Isso aconteceu no início da série, quando o volume de negócios dentro daqueles dias foi muito baixo. Neste sentido, a quantidade de *VPINs* calculados para um mesmo dia é relativamente baixa, pois o volume diário negociado no início do contrato ainda é reduzido. Com a aproximação do vencimento, o contrato passa a ganhar maior liquidez em termos de volume negociado, e, portanto, uma maior quantidade de *VPINs* passa a ser calculada diariamente.

Em um segundo cenário, o *VPIN* foi calculado impondo-se um limite de cálculo dentro de cada dia. Assim, nos dias em que o volume de negócios necessário para calcular um *VPIN* não foi alcançado, considerou-se que o mercado teve toxicidade igual a zero. Neste caso, por um longo período a partir do início da série, o contrato de milho com vencimento em setembro de 2019 apresentou baixa liquidez, e, consequentemente, reduzida toxicidade. Foi possível calcular *VPINs* apenas a partir de maio de 2019, quatro meses antes do vencimento do contrato (Figura 4). Como este foi o vencimento com o maior volume de negociação da B3 entre dezembro de 2018 e novembro de 2019, é bem provável que outros contratos de derivativos agropecuários apresentem um número ainda menor de ocorrência de *VPINs*.

Ou seja, quando o *VPIN* do contrato CCMU19 é calculado da mesma forma sugerida por Easley et al. (2012), obtém-se uma sequência longa de níveis de toxicidade (Figura 3). Um único *VPIN* é obtido a partir de nego-

Figura 4
***VPIN* diário calculado para o contrato futuro de milho CCMU19, com *bucket* de tamanho fixo (50 negócios), com média-móvel de 50, e cálculo limitado ao dia**



ciações de diversos dias, especialmente quando o contrato está distante do vencimento (quando o volume negociado é baixo). Neste caso, não parece apropriado avaliar o nível de toxicidade de um momento específico, considerando que a base de cálculo compreendeu diversos dias de negociação. Alternativamente, poder-se-ia limitar a análise de toxicidade apenas aos dias com volume de negociação suficiente para se calcular *VPINs* (Figura 4). Neste caso, a quantidade de *VPINs* calculada para o contrato CCMU19 seria significativamente reduzida.

Por fim, outros dois aspectos devem ser considerados nesta análise. O primeiro é a possibilidade de existirem certos movimentos na negociação dos contratos, que podem ser independentes dos vencimentos e causar desbalanceamentos nos mercados. Por exemplo, a presença de agentes informados na negociação de um contrato com vencimento específico não implica necessariamente que o mercado futuro do derivativo como um todo terá um nível de toxicidade elevado. Altos níveis de toxicidade (elevação do valor do *VPIN*) poderiam, por exemplo, indicar a formação de uma bolha especulativa no contrato de milho com vencimento em setembro de 2019, mas não necessariamente no vencimento de maio do próximo ano. Por esta razão, a utilização de todos os vencimentos no cálculo do *VPIN* não é apropriada.

O segundo aspecto tem relação ao fato da possível elevação do *VPIN* para derivativos de *commodities* com a aproximação do vencimento do contrato, especialmente para os contratos que permitem entrega física – como é o caso do contrato futuro de café arábica. Com a proximidade da data de aviso de

entrega, é natural que os agentes que possuem posições compradas e não têm interesse na entrega física da *commodity* revertam suas posições. Neste caso, é possível esperar um maior fluxo de ordens geradas pelo lado vendedor (a fim de reverter uma posição comprada) nos dias anteriores à data do aviso de entrega. Este movimento, consequentemente, provocaria um "desbalanceamento natural" no *book* de ofertas de negócios relacionados ao contrato com o vencimento imediato. Analogamente, por esta premissa, entende-se que aqueles agentes que realizam estratégias de proteção – mas não necessariamente têm interesse de entrega ou recebimento imediato da *commodity* – rolariam suas posições para um outro vencimento. Este movimento também provocaria um possível desbalanceamento no fluxo de ordens do ativo com vencimento futuro, possivelmente elevando o valor do *VPIN*.

Concluindo, entendemos a necessidade de se analisar com cautela os procedimentos metodológicos a serem empregados para a análise da relação entre liquidez e informação assimétrica em nos mercados futuros de *commodities* e de pouca liquidez, como o caso dos transacionados na B3. Em suma, sugere-se definir o contrato e o vencimento específicos. Além disso, faz-se necessário realizar ajustes no tamanho do *bucket* de negociação e da janela móvel, em razão da baixa liquidez dos contratos, visando evitar incorporar informações de dias sucessivos ao valor da informação assimétrica. Ainda, é preciso levar em conta o desbalanceamento natural no fluxo de ordens com a aproximação dos vencimentos dos contratos.

A partir de tais apontamentos, espera-se que estudos futuros possam aprofundar a investigação da relação entre liquidez e informação assimétrica nos mercados de derivativos agropecuários da B3. Além disso, com as mudanças do volume de transações destes contratos ao longo das décadas de 2000 e 2010, tal relação pode ser avaliada temporalmente. Outro ponto relevante é a avaliação do efeito do vencimento dos contratos no *VPIN*, testando diferentes maturidades, tamanhos de *buckets* e janelas móveis de análise, levando em consideração a pouca liquidez de tais derivativos.

Referências

Abad, D. e Yagüe, J. (2012). From PIN to VPIN: An introduction to order flow toxicity, *The Spanish Review of Financial Economics* **10**(2): 74–83.

Abad, D., Massot, M. e Pascual, R. (2018). Evaluating VPIN as a trigger for single-stock circuit breakers, *Journal of Banking & Finance* **86**: 21–36.

Andersen, T. G. e Bondarenko, O. (2014). VPIN and the flash crash, *Journal of Financial Markets* **17**: 1–46.

B3 (2020). Brasil, Bolsa, Balcão: Resumo das operações.

Barbosa, D. A. B. L. (2014). *Toxicidade no mercado brasileiro*, Dissertação de Mestrado, Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada.

CME (2019). Chicago Mercantile Exchange – Exchange Volume Report – Monthly.

Costa, G., Trujillo-Barrera, A. e Pennings, J. M. (2018). Concentration and liquidity costs in emerging commodity exchanges, *Journal of Agricultural and Resource Economics* **43**(3).

Easley, D., López de Prado, M. M. e O'Hara, M. (2011). The microstructure of the flash crash: Flow toxicity, liquidity crashes and the probability of informed trading, *The Journal of Portfolio Management* **37**(2): 118–128.

Easley, D., López de Prado, M. M. e O'Hara, M. (2012). Flow toxicity and liquidity in a high-frequency world, *The Review of Financial Studies* **25**(5): 1457–1493.

ICE (2020). Intercontinental Exchange – Report Center – Historical Monthly Volumes.

Kang, J., Kwon, K. Y. e Kim, W. (2020). Flow toxicity of high-frequency trading and its impact on price volatility: Evidence from the KOSPI 200 futures market, *Journal of Futures Markets* **40**(2): 164–191.

Marquezin, C. L. (2013). *Custo de liquidez do contrato futuro de soja na bm&fbovespa, no período de 2010 a 2013*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Viçosa.

Mattos, F. e Garcia, P. (2004). Price discovery and risk transfer in thinly traded markets: Evidence from Brazilian agricultural futures markets, *Review of Futures Markets* **14**(1): 471–483.

Pöppe, T., Moos, S. e Schiereck, D. (2016). The sensitivity of VPIN to the choice of trade classification algorithm, *Journal of Banking & Finance* **73**: 165–181.

Quintino, D., David, S. e Vian, C. (2017). Analysis of the relationship between ethanol spot and futures prices in Brazil, *International Journal of Financial Studies* **5**(2): 11.

Ribeiro, J. E., de Souza, A. A. e Moraes, E. D. A. (2020). O risco de informação assimétrica sobre a liquidez dos contratos futuros de commodities agrícolas, *Brazilian Review of Finance* **18**(2): 122.

Siqueira, L. S., Amaral, H. F. e Correia, L. F. (2017). The effect of asymmetric information risk on returns of stocks traded on the BM&FBOVESPA, *Revista Contabilidade & Finanças* **28**(75): 425–444.

Yildiz, S., Van Ness, B. e Van Ness, R. (2020). VPIN, liquidity, and return volatility in the U.S. equity markets, *Global Finance Journal* **45**: 100479.

REVISTA BRASILEIRA DE
FINANÇAS
BRAZILIAN REVIEW OF FINANCE

Vol. 21 No. 2 (2023): April-June
Published: may 22, 2023