

FUNDACAO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

FÁBIO APARECIDO VIEIRA DE SOUZA

**ATENÇÃO FINANCEIRA DE INVESTIDORES INDIVIDUAIS: INFLUÊNCIA
SOBRE RENTABILIDADE E O EFEITO AVESTRUZ**

SÃO PAULO

2020

FÁBIO APARECIDO VIEIRA DE SOUZA

**ATENÇÃO FINANCEIRA DE INVESTIDORES INDIVIDUAIS: INFLUÊNCIA
SOBRE RENTABILIDADE E O EFEITO AVESTRUZ**

Trabalho aplicado apresentado à Escola de Administração de Empresas de São Paulo, da Fundação Getulio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Gestão para a Competitividade.

Campo de conhecimento:
Finanças e Controladoria

Orientadora: Dra. Claudia Emiko Yoshinaga

SÃO PAULO-SP
2020

Souza, Fábio Aparecido Vieira de.

Atenção financeira de investidores individuais : influência sobre rentabilidade e o efeito avestruz / Fábio Aparecido Vieira de Souza. - 2020.

53 f.

Orientador: Claudia Emiko Yoshinaga.

Dissertação (mestrado profissional MPGC) – Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo.

1. Investidores (Finanças) - Conduta. 2. Investimentos - Administração. 3. Mercado financeiro - Brasil. 4. Finanças - Aspectos psicológicos. I. Yoshinaga, Claudia Emiko. II. Dissertação (mestrado profissional MPGC) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo. III. Fundação Getulio Vargas. IV. Título.

CDU 336.767(81)

FÁBIO APARECIDO VIEIRA DE SOUZA

**ATENÇÃO FINANCEIRA DE INVESTIDORES INDIVIDUAIS: INFLUÊNCIA
SOBRE RENTABILIDADE E O EFEITO AVESTRUZ**

Trabalho aplicado apresentado à Escola de Administração de Empresas de São Paulo, da Fundação Getulio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Gestão para a Competitividade.

Campo de conhecimento:
Finanças e Controladoria

Orientadora: Dra. Claudia Emiko Yoshinaga

Data de aprovação:
20/04/2020

Banca Examinadora:

Profª Dra. Claudia Emiko Yoshinaga
FGV-EAESP – Orientadora

Prof. Dr. Victor Eduardo Motta
FGV-EAESP

Prof. Dr. Fernando Chague
FGV-EESP

AGRADECIMENTOS

Dedico este trabalho a Deus, a minha esposa Leidiane Pricilla, a minha filha Alice, e a meus pais José Aparecido e Maria Celina, que são pessoas a quem amo e com quem sempre posso contar.

Todas estas pessoas tiveram um pouco ou muito menos do meu tempo durante este trabalho, porém todas elas entenderam os objetivos importantíssimos da realização do mesmo.

RESUMO

Baseados em uma amostra de clientes ativos durante 21 meses em uma corretora no Brasil, encontramos evidências da existência do Efeito Avestruz, tanto a nível agregado (soma de todos os clientes realizando *login* diariamente – entrada no *site* da Corretora), quanto a nível individualizado (número de dias em que houve *login* individualmente por cada investidor em um mês). Quando trabalhamos a nível agregado, houve relação diretamente proporcional do movimento passado da Bolsa de Valores (Ibovespa) com o número de clientes que realizaram *login*; e uma relação inversamente proporcional da volatilidade da mesma Bolsa de Valores com o mesmo número de clientes que realizaram *login*. A nível individualizado, também houve relação diretamente proporcional com o movimento passado da Bolsa.

Analizamos, usando a mesma amostra de dados, também a relação entre os retornos dos investidores individuais e a Atenção Financeira. Esta foi a primeira vez que foi feito um teste deste tipo com uma amostra real de dados no Brasil. Encontramos que existe uma relação positiva entre o retorno dos investidores e o número de logins. Assim, há sinais de que a Atenção Financeira traz benefícios em termos de retorno financeiro sobre os investimentos de um investidor individual.

Dado que foi a primeira vez que esta relação foi apresentada no Brasil, seria interessante haver mais testes com outras amostras, bem como em períodos maiores do que os 21 meses dos quais dispusemos dos dados.

Palavras-chave: Atenção Financeira; Investidores Individuais; Efeito Avestruz; Relação entre Atenção Financeira e Retorno; Retorno de investidores individuais.

ABSTRACT

Based on a sample of active clients over 21 months in a Broker in Brazil, we found evidence of the existence of Ostrich Effect, both on aggregate level (sum of all clients who logged in the Broker Website daily) as on individual level (number of days in a month when an individual client logged in the Broker Website). When we analyzed aggregate data, we found proportional relation between the past variation of StockMarket (Ibovespa) with the number of clients who logged in, as well as inversely proportional relation of StockMarket volatility with the same number of clients who logged in. When we analyzed individual data, there was still a proportional relation with the StockMarket past variation.

We also analyzed, using the same data sample, the relation between individual return and Financial Attention. It was the first time that this kind of test was performed with real data of a sample in Brazil. We found there is positive relation between the individual returns and number of logins. Therefore, there is evidence that Financial Attention brings benefits in terms of financial return to individual investors.

Given it was the first time this relation was presented in Brazil, it would be interesting there were more tests, with other samples, as well as in longer periods compared to the 21 months period of our data.

Keywords: Financial Attention; Individual Investors; Ostrich Effect; Relation between Financial Attention and return; Return of individual investors.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|--|----|
| Gráfico 1 - Histograma do número de logins únicos em um dia..... | 27 |
| Gráfico 2 - Número de logins únicos x percentual de ações no portfolio | 28 |
| Gráfico 3 - Número de logins únicos x percentual de ações no portfolio | 28 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1 – Quantidade de investidores em cada amostra – Brasil – 2019 | 18 |
| Tabela 2 – Quantidade de investidores em cada amostra – Brasil – 2019 | 19 |
| Tabela 3 – Análise descritiva da amostra – Brasil – 2019..... | 26 |
| Tabela 4 – Eventos consistentes com o esperado pelo Efeito Avestruz – Brasil – 2019 | 30 |
| Tabela 5 - Análise de desvios - Brasil - 2019..... | 31 |
| Tabela 6 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis para todos os investidores - Brasil – 2019 | 33 |
| Tabela 7 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis - Para investidores com Bolsa > 0 - Brasil - 2019 | 35 |
| Tabela 8 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis - para investidores com Bolsa > 50% - Brasil - 2019 | 36 |
| Tabela 9 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações ao quadrado, e retorno - todos os investidores - Brasil - 2019..... | 40 |
| Tabela 10 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV > 0 em todos os meses - Brasil - 2019 | 41 |
| Tabela 11 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV > 50% em todos os meses - Brasil - 2019..... | 42 |
| Tabela 12 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV = 100% em todos os meses – Brasil - 2019 | 43 |
| Tabela 13 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações ao quadrado, e retorno - todos os investidores - Brasil - 2019..... | 45 |
| Tabela 14 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, | |

| | |
|---|----|
| participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com $RV > 0$ em todos os meses – Brasil - 2019 | 46 |
| Tabela 15 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com $RV > 50\%$ em todos os meses – Brasil - 2019 | 47 |
| Tabela 16 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com $RV = 100\%$ em todos os meses - Brasil - 2019 | 48 |

SUMÁRIO

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 10 |
| 1.1 | Contextualização histórica | 10 |
| 1.2 | Tema, relevância e questão de pesquisa | 10 |
| 2 | REVISÃO DE LITERATURA | 13 |
| 3 | METODOLOGIA | 17 |
| 3.1 | Buscando indícios da existência do Efeito Avestruz | 19 |
| 3.2 | Efeito Avestruz – Análise das amostras | 20 |
| 4 | ANÁLISE DE RESULTADOS | 30 |
| 4.1 | Buscando indícios da existência do Efeito Avestruz..... | 30 |
| 4.2 | Efeito Avestruz – Análise das amostras..... | 33 |
| 4.3 | Análise individual: performance dos investidores e Atenção Financeira | 39 |
| 5 | CONCLUSÕES | 49 |
| | REFERÊNCIAS | 50 |

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização histórica

Entre os principais questionamentos feitos por investidores está o de como utilizar e avaliar as informações disponíveis no Mercado Financeiro. Há um enorme volume de informações, e Slovic (1972) questiona a capacidade dos analistas (ou “experts”) de interpretá-las de forma adequada. A relevância da atenção dos investidores as informações disponíveis no mercado sobre o rendimento dos investimentos dos investidores individuais foi um dos temas estudados neste trabalho, conforme veremos adiante.

Kahneman e Tversky (1979) questionam a validade da Teoria da Utilidade Esperada. Neste artigo, além das diversas críticas, os autores propõem uma nova teoria, chamada Teoria da Perspectiva. Os mesmos autores apresentaram, em 1992, uma nova versão da Teoria da Perspectiva, com a principal diferença sendo o tratamento para distorções de probabilidade cumulativas ao invés de individuais (KAHNEMAN; TVERSKY, 1992).

Para a construção da Teoria da Perspectiva, Kahneman e Tversky (1979) fundamentam-se em um experimento que usa questionários respondidos por alunos universitários em Israel, sobre suas preferências quando confrontados com opções de investimentos. Basicamente, todas as situações do questionário são hipotéticas, e presume-se que os indivíduos fariam as mesmas escolhas se fossem casos reais e que em casos reais teriam a mesma percepção das probabilidades assumidas nos questionários. Estas características do experimento são tidas como limitações pelos autores (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979), e há reconhecimento da necessidade de pesquisar situações reais de investimento, quando, por exemplo, as probabilidades não são explicitamente dadas (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979). No atual trabalho, utilizamos em nossa pesquisa dados reais de investimentos, considerando tanto investidores individuais quanto em conjunto, contrastando com abordagens de questionários.

1.2 Tema, relevância e questão de pesquisa

Diversos estudos se ramificaram das Finanças Comportamentais. Entre eles, o tema conhecido

como Financial Attention (traduziremos daqui para frente como “Atenção Financeira”). De acordo com Sicherman et al. (2016), a atenção dada pelos investidores a seus portfólios, que seria a Atenção Financeira, desempenha dois papéis: o primeiro sendo “um input na decisão de fazer negócios” (SICHERMAN et al., 2016, p. 863) ou trading, e o segundo papel como “um canal através do qual os investidores experimentam e derivam Utilidade” (SICHERMAN et al., 2016, p. 863, tradução nossa). No presente trabalho, abordamos ambas as visões, em um experimento com amostra real de uma Corretora de Investimentos localizada no Brasil.

Com relação a Atenção Financeira ser um input no momento de realizar um negócio, esta tende a ter uma interpretação mais direta, dado que representa o investidor buscando saber os parâmetros de seu portfólio antes de tomar uma decisão de investimento. Dito isto, seria interessante saber se esta informação de como está o investimento de um indivíduo é significativa a ponto de influenciar nos resultados dos investimentos deste indivíduo. Em outras palavras, se a informação de como está o portfólio do investidor agrega valor para tomada de decisão sobre o investimento, fazendo, ao longo do tempo, que os investimentos tenham uma performance melhor.

Nosso estudo buscou responder como objetivo principal se, no Brasil, a atenção dedicada por um investidor individual em sua carteira, bem como sua idade e gênero, tem alguma relação com a rentabilidade desta carteira de investimentos.

Quanto ao segundo papel da Atenção Financeira, isto é, ela ser um canal através do qual o investidor percebe ou recebe Utilidade financeira, podemos pensar que cada vez que o investidor olha para seus investimentos, dando a ele atenção, ele percebe ou confirma qual o desempenho de seus investimentos, sejam eles bons ou ruins. A ideia é que o investidor tem uma sensação de contentamento ou satisfação quando seus investimentos vão bem, mesmo que ele ainda não tenha realizado os lucros. De forma análoga, o investidor também tem o sentimento de insatisfação quando seus investimentos vão mal.

Conectando o segundo papel da Atenção Financeira com nosso experimento, desejamos saber também, como objetivo secundário, se o chamado “Ostrich Effect” (ou “Efeito Avestruz”), é válido no Brasil. O termo “Ostrich Effect” foi originalmente elaborado por Galai e Sade (2006), mas abordaremos aqui o sentido usado por Karlsson, Loewenstein e Seppi (2009), que é “evitar expor-se a informação que se teme causar desconforto psicológico” (KARLSSON; LOEWENSTEIN; SEPPI, 2009, p. 96, tradução nossa). Assim, se a hipótese for verdadeira, isto é, o Efeito Avestruz estiver presente entre investidores no Brasil, o investidor, ao saber que existe uma potencial chance de ter uma notícia negativa com relação aos seus investimentos, prefere não confirmar esta notícia através de não dar atenção ou não olhar para os seus

investimentos.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Segundo pesquisas, existe um custo para a Atenção Financeira (SIMS, 2003). Além dos custos, pode-se considerar como ônus de se dedicar a Atenção Financeira o tempo usado para este propósito, bem como o processamento de informação, dado que o investidor tem um tempo finito para procurar as informações que precisa. Por isso, para os investidores do mercado de ações, há evidências de que estes negociam mais as ações que estão em destaque na mídia ou em relatórios (BARBER; ODEAN, 2008). Por outro lado, podem haver benefícios, que derivam de negociações efetuadas com base nas informações geradas a partir desta Atenção Financeira. Conforme mencionado anteriormente, o primeiro aspecto da Atenção Financeira é que ela serve como *input* no momento de tomada de decisões para investimento. É natural que um investidor individual busque saber como estão seus investimentos antes de tomar uma decisão quanto a eles, porém buscamos no presente trabalho saber se esta atenção, em maior grau ou quantidade, proporciona maior retorno ao investidor. Já há trabalhos que conectam Atenção Financeira e retornos de investimentos, porém não se trata de uma ligação direta entre uma quantificação da Atenção Financeira e retornos de portfólios, mas sim do formato como se acontece a Atenção Financeira e retornos de investimentos.

Um exemplo disso é o trabalho de Stålnacke (2019), no qual é indicado que investidores que tomam suas decisões baseados em informações filtradas ou “trabalhadas” (ou reunidas por um intermediário profissional) tendem a ter mais auto-confiança tomar mais riscos, e menor retorno sobre seus investimentos do que investidores que buscam informações não filtradas (informações de fontes mais primárias, como balanços de empresas).

Outro exemplo interessante na linha de conectar a Atenção Financeira e a performance dos investimentos (ainda, como no exemplo anterior, não quantificando a Atenção Financeira para conectar a performance, mas sim conectando a maneira de se dar Atenção Financeira a performance) é o trabalho de Yang et al. (2018), onde os autores mostram que, no processo de tomada de decisão sobre investir ou não em uma dada empresa, a ordem das notícias ou informações que se leem a respeito desta empresa importa. No geral, o trabalho cita que as pessoas tendem a investir mais se receberem informações primeiramente negativas e depois positivas sobre a empresa em estudo, do que se receberem primeiro as informações positivas e depois as negativas.

Conforme já exposto, em relação ao segundo aspecto da Atenção Financeira, em Galai e Sade (2006), vemos pela primeira vez o uso do termo “*Ostrich Effect*” ou “Efeito Avestruz”. No

trabalho deles, é feito um comparativo no sentido de, assim como o avestruz é conhecido por afundar a cabeça na areia quando está em situações de perigo, imaginando que a situação foi embora pelo fato de ele não vê-la, os investidores mais avessos a risco preferem que suas posições não sejam marcadas a mercado, preferindo não ver o valor real de seus investimentos, dado que esta informação potencialmente seria traduzida em alguma perda.

No Brasil, algumas casas de investimento, atualmente, marcam os títulos de Renda Fixa (com exceção do Tesouro Direto) na chamada “Curva do Cliente” ou “Taxa do Cliente” e não a mercado, em seus segmentos de Pessoa Física ou Varejo (XP INVESTIMENTOS, 2013). Isso ocorre porque, normalmente em algumas casas, acredita-se que os clientes preferem não ver as oscilações dos papéis de Renda Fixa, outras vezes porque estes títulos podem não ser tão líquidos. O motivo pelo qual o Tesouro Direto é uma exceção é que o próprio Tesouro Direto mostra em seu site na internet (TESOURO DIRETO, 2019) o valor dos títulos a mercado, o que por si só já deixa a informação muito facilmente acessível aos clientes, sejam eles mais ou menos avessos a risco. Além disso, os papéis do Tesouro Direto, por serem títulos públicos federais, com características bastante padronizadas e com grandes volumes de emissão, são bastante líquidos. Muito embora o sentido original da expressão “Efeito Avestruz” tenha sido o exposto acima, o presente trabalho tem mais em comum com o sentido dado em Karlsson, Loewenstein e Seppi (2009), que prefere falar de “Efeito Avestruz” como quando o investidor evita expor-se a uma informação que possa causar algum desconforto psicológico (KARLSSON; LOEWENSTEIN; SEPPI, 2009). Enquanto no primeiro trabalho sobre “Efeito Avestruz” (GALAI; SADE, 2006), o investidor prefere que não haja a marcação a mercado de seus investimentos, sem nenhuma noção prévia de como eles estão para então decidir se prefere ou não ver o valor de seus investimentos; no segundo artigo que mencionamos (KARLSSON; LOEWENSTEIN; SEPPI, 2009), os autores trabalham com um cenário onde o investidor tem uma informação prévia sobre o risco de seus investimentos, mas para a confirmação final é necessário acessar a sua conta de investimentos. Esta segunda abordagem isola melhor o “Efeito Avestruz” porque, fazendo novamente a analogia com o animal (avestruz), o investidor tem uma percepção prévia específica de que existe um risco para seus investimentos, e pode optar por encará-lo ou “enterrar sua cabeça na areia”, ao passo que na primeira abordagem, o investidor não tem uma percepção específica sobre o risco de seus investimentos, mas apenas um conhecimento generalizado que o valor dos investimentos podem oscilar.

Um trabalho relevante e que direcionou a ideia que trabalhamos em nosso experimento é o artigo de Sicherman et al. (2016). Neste trabalho, os autores fazem o primeiro experimento empírico usando o número de *logins* dos usuários em suas contas para quantificar a Atenção

Financeira dos investidores sobre seus investimentos pessoais. A relação matemática estabelecida para verificar o “Efeito Avestruz” é entre a variação da Bolsa de Valores e o número de *logins* feito pelos usuários no dia posterior. Dado que os investidores tem uma pré-informação (Bolsa cai, sobe ou permanece aproximadamente estável) sobre o comportamento das ações, resta a eles confirmar se seus papéis individualmente subiram, caíram, ou permaneceram estáveis. Esta confirmação pode não ser desejada em dias posteriores a quedas ‘na Bolsa, o que é o chamado “Efeito Avestruz”.

Neste mesmo trabalho, os autores fazem algumas verificações sobre as diferenças de comportamento, em termos de Atenção Financeira, de gênero, nível de riqueza financeira, e idade, e também propuseram estudos direcionados sobre como a Atenção Financeira pode influenciar a performance de investimentos (SICHERMAN et al., 2016). A partir daí, realizamos um estudo, no Brasil, sobre esta possível influência da Atenção Financeira sobre a performance dos investidores.

Quando falamos sobre “Efeito Avestruz”, um trabalho que destacamos é o de Cai e Lu (2019). Neste trabalho, os autores usam a frequência e tempo logado dos indivíduos no aplicativo de uma instituição financeira para medir a Atenção Financeira. No decorrer do trabalho, eles comprovam o Efeito Avestruz mostrando que os investidores buscam menos informação (ou dão menos atenção financeira) em períodos de baixa nos mercados, ou em períodos de alta volatilidade, ambos os casos representando “risco”. Para o estudo comparativo realizado para buscar uma eventual relação entre momento do mercado (alta ou baixa) com os logins, o índice escolhido foi o SSCI (*Shanghai Securities Composite Index*), usando uma variável binária, que quando era negativa usava-se 1, e quando era positiva usava-se 0. Além disso, foram buscadas possíveis relações entre frequência e duração de logins comparadas com períodos diferentes em que o SSCI era negativo. Notadamente, retorno do dia anterior e outros períodos, chegando até a um ano de histórico. Os resultados encontram-se na tabela em Cai e Lu (2019).

Comparando Cai e Lu (2019) com nosso trabalho, uma das diferenças mais importantes é o fato de considerarmos 3 amostras de investidores (embora uma sequencialmente uma amostra está inteiramente dentro da outra), a primeira com todos os investidores que tem algum investimento na Corretora de onde se originaram os dados, a segunda apenas com investidores com investimentos em renda variável (ações) maior do que zero, e a terceira apenas com investidores com investimentos em ações maior do que 50% dos investimentos na Corretora. Esta separação das três amostras visou testar se há uma relação maior com o “Efeito Avestruz” na amostra com investidores mais expostos a renda variável. Outra importante diferença é que também testamos os investidores individualmente, medindo também individualmente a Atenção Financeira de

um a um (não considerando apenas os dados agregados), buscando encontrar uma possível relação entre a Atenção Financeira e a performance de investimentos.

No sentido de caracterização dos indivíduos e performance de investimentos, um trabalho interessante foi feito por Chu et al. (2016), onde eles relacionam instrução financeira, ou conhecimento sobre finanças (no original: “*financial literacy*”) com performance de investimentos. O resultado do trabalho foi que os investidores com mais instrução sobre finanças tendem a terceirizar seus investimentos para gestores profissionais, e também tendem a ter retornos melhores que investidores com menos instrução e muito auto-confiantes. O conhecimento sobre finanças foi medido através de um questionário respondido por pessoas que participaram da pesquisa.

Há outras evidências sobre como a Atenção Financeira pode influenciar nos preços dos ativos, o que pode indicar algum tipo de influência na performance dos investimentos individuais. Em Shen, Xiong e Zhao (2018), por exemplo, é mostrada uma relação significativa entre a Atenção Financeira e a performance dos IPOs na China.

No Brasil, os estudos feitos sobre Atenção Financeira não foram direcionados para uma relação com a performance financeira dos portfólios dos investidores individualmente, e nem relacionaram logins em contas para medir a Atenção Financeira. Em Araújo, Barbedo e Souza (2018), o objeto de estudo é a ligação entre Atenção Financeira e volume de negociação no mercado de ações no Brasil, tendo como mensuração da Atenção Financeira a cobertura da mídia sobre as empresas listadas em jornais de maior relevância.

3 METODOLOGIA

Medir a atenção de um investidor a seu *portfolio* não é uma tarefa óbvia, e passou a ser possível apenas com os avanços em tecnologia computacional. Descrevemos algumas maneiras de medir a Atenção Financeira na seção anterior, mas a maneira que usamos para medir a atenção do investidor ao seu *portfolio* de investimentos no presente trabalho segue a ideia de Karlsson, Loewenstein e Seppi (2009), bem como de Cai e Lu (2019), onde vemos o uso do número de vezes que o investidor individual efetua o *login* em sua conta. No último caso, também é usado o tempo de login, mas não é algo que temos disponível na base de dados do presente trabalho. Os dados foram obtidos de uma corretora no Brasil, entre início de Novembro de 2017 e final de Julho de 2019, totalizando 21 meses.

O primeiro passo em nosso estudo foi a busca por sinais do “Efeito Avestruz” em investidores no Brasil, e o segundo foi a ligação entre a Atenção Financeira e a performance individual de cada investidor.

Para a verificação do Efeito Avestruz, usamos uma massa de dados que continha quantos usuários efetuaram *logins* na Corretora em cada dia. Basicamente, a informação é binária, isto é, se o usuário “logou” ou acessou uma ou mais vezes em um determinado dia, consideramos “1”, e se não “logou”, consideramos “0” para aquele dia. A informação binária, em certo sentido, é mais limpa que a informação da quantidade de logins, dado que, no caso de o site ficar fora do ar e depois o investidor conectar-se novamente; ou o sinal de internet do investidor cair enquanto ele está logado, e mais tarde ele tentar dar continuidade a sua navegação; ou o usuário desconectar por um motivo pessoal ou temporário para depois continuar a consulta de seus investimentos; entre outras possibilidades, a contabilização da “Atenção Financeira” aumentaria, sendo que não foi nem de perto o caso de o investidor dar mais atenção a seus investimentos. Contabilizar o número de logins dos usuários dentro do mesmo dia teria o objetivo de mensurar uma maior ou menor atenção financeira dentro daquele dia, porém para ter uma medida mais fiel desta informação, consideramos que seria melhor medir o tempo que o investidor passa conectado (ainda que esta mensuração também tenha suas limitações, como o fato de o investidor simplesmente esquecer de desconectar de sua conta, o que faria parecer haver uma atenção financeira maior), como foi feito em Cai e Lu (2019), porém a Corretora trabalhada no Brasil não tinha esta informação.

A intenção é comparar as informações de *logins* com um dado do Mercado Financeiro de amplo conhecimento dos investidores, que é o principal índice da Bolsa de Valores do Brasil

(Ibovespa). Usar um dado tão popular como o IBOVESPA tem a vantagem de proporcionar uma segurança maior de que qualquer que seja o movimento deste índice, o investidor que tem exposição a Bolsa tende a saber deste movimento com uma velocidade razoável. De fato, ao digitar “Ibovespa” no Google, é mostrado um gráfico dos últimos movimentos do índice, com um atraso de 15 minutos, se o horário da digitação for horário de negociação do pregão na Bolsa. Caso não o for, ou for um dia em que a Bolsa não abre, então é mostrado um gráfico histórico de negociação do último dia. Utilizamos 3 amostras diferentes de clientes que podem efetuar logins: a primeira trabalha com todos os investidores da Corretora, desde que tenham investimento nesta Corretora maior do que zero, independentemente deste ser um investimento em Bolsa de Valores ou não; a segunda amostra é um pouco mais restrita, considerando apenas investidores que tem alguma parcela de seus investimentos em Bolsa, isto é, “Bolsa > 0”; e a terceira e última amostra considera apenas investidores que tem parcela igual ou acima de 50% de seus investimentos na Corretora em Bolsa, o que representa “Bolsa >= 50%”. Embora os dados de logins eram diários, os números que se referem as posições de investimentos estavam disponíveis mensalmente, e portanto as aferições destes 3 critérios tiveram frequência mensal, sempre nos fechamentos de cada mês, entre Novembro de 2017 e Julho de 2019. Além disso, o número de logins em cada dia sempre foi dividido pelo número de clientes com o perfil daquela determinada amostra, a fim de mitigar o efeito de aumento ou redução do número total de logins simplesmente pelo aumento ou redução do número de clientes na corretora. Esta última aferição também foi feita com frequência mensal, e portanto não capta eventuais variações de número de clientes ou de suas posições de investimentos durante o mês.

Os números de clientes considerados no fechamento de cada mês segue abaixo, para cada amostra considerada.

Tabela 1 – Quantidade de investidores em cada amostra – Brasil – 2019
(continua)

| Mês | Investimentos > 0 | Bolsa > 0% | Bolsa >= 50% |
|------------|-----------------------------|----------------------|------------------------|
| nov-17 | 39.329 | 26.830 | 22.203 |
| dez-17 | 38.945 | 26.567 | 22.007 |
| jan-18 | 38.502 | 26.222 | 21.692 |
| fev-18 | 37.530 | 25.576 | 21.220 |
| mar-18 | 37.201 | 25.354 | 21.051 |
| abr-18 | 36.922 | 25.321 | 21.118 |
| mai-18 | 36.495 | 25.086 | 21.121 |
| jun-18 | 35.867 | 24.685 | 20.660 |
| jul-18 | 35.628 | 24.658 | 20.630 |
| ago-18 | 35.025 | 24.117 | 20.225 |
| set-18 | 35.239 | 24.426 | 20.522 |
| out-18 | 35.021 | 24.181 | 20.318 |

Tabela 2 – Quantidade de investidores em cada amostra – Brasil – 2019
(conclusão)

| Mês | Investimentos > 0 | Bolsa > 0% | Bolsa >= 50% |
|--------|-------------------|------------|--------------|
| nov-18 | 34.787 | 23.762 | 20.062 |
| dez-18 | 34.579 | 23.528 | 19.853 |
| jan-19 | 34.522 | 23.366 | 19.696 |
| fev-19 | 34.085 | 23.010 | 19.472 |
| mar-19 | 33.859 | 22.836 | 19.245 |
| abr-19 | 33.546 | 22.588 | 19.056 |
| mai-19 | 33.315 | 22.435 | 18.907 |
| jun-19 | 32.419 | 22.223 | 18.968 |
| jul-19 | 31.972 | 21.749 | 18.550 |

Fonte: Corretora no Brasil

3.1 Buscando indícios da existência do Efeito Avestruz

Visando ter um vislumbre mais geral dos dados e achar pistas de possíveis investigações futuras, escolhemos fazer primeiro uma análise primária dos dados, olhando apenas para a amostra de clientes que tem no mínimo 50% dos seus investimentos na Corretora em Bolsa de Valores. Dado que trata-se de uma análise primária, é razoável escolher a amostra que tende a importar-se mais com o movimento da Bolsa de Valores, que são os clientes que tem mais investimentos nesta classe de ativos. Este raciocínio é congruente com o apresentado em Sicherman et al. (2016), onde os autores afirmam que intuitivamente é de se esperar um comportamento menos congruente ao de “Avestruz” para investidores que tem mais “*Bonds*” do que ações, dado que a informação sobre os retornos das ações são de mais fácil obtenção do que a informação sobre “*Bonds*” e, acrescentamos aqui, sobre ativos de Renda Fixa e outras classes de ativos no geral, como por exemplo Fundos Multimercado. Consideramos nesta parte da análise sempre os dados agregados de *logins*, isto é, o somatório dos *logins* em cada dia que é analisada a amostra.

Esta análise primária dos dados, depois da escolha da amostra, prosseguiu da seguinte maneira: calculamos a volatilidade diária dos preços de fechamento do Ibovespa separadamente em 3 períodos semestrais (com exceção do terceiro, que tinha 7 meses): o primeiro semestre de 2018, o segundo semestre de 2018 e de Jan19 a Julho19. A divisão ocorreu desta forma dado o período de disponibilidade dos dados, conforme já exposto anteriormente. Consideramos, nesta fase preliminar de análise, 3 períodos independentes normalmente de 1 semestre, a não ser pelo

último, para não deixar Julho19 isoladamente. A opção por separar em 3 períodos também aconteceu para eventualmente captarmos alguma diferença de resultados em períodos com volatilidades diferentes.

Com a volatilidade diária do Ibovespa calculada para cada período, buscamos fazer comparações de oscilação diária do índice com esta volatilidade. Considerando que o desvio padrão diário do índice seria um nível de oscilação que o investidor está mais habituado a ver, ele tomaria alguma atitude apenas em casos de oscilação mais alta, em módulo, do que este patamar. Assim, para cada vez que o Ibovespa oscilava, em um dia, mais do que um desvio-padrão para cima ou para baixo, comparamos o número agregado de logins de usuários naquele dia com a média diária de logins da última semana (buscando não alongar o risco de termos uma oscilação significativa de logins devido a fatores não mercadológicos, como por exemplo o simples aumento ou a simples redução do número de clientes). Esta análise permitiu captar um indício de Efeito Avestruz (para análise posterior mais aprofundada, conforme próximas seções) para a amostra em 2 sentidos: tanto que os investidores tendem a não olhar seus investimentos quando a Bolsa está indo mal, quanto que estes investidores tendem a olhar mais para seus investimentos quando a Bolsa está indo bem. Além disso, conseguimos captar outros indícios de comportamento dos investidores, que serão expostos na seção de Análise de dados. Quando alguma exceção foi encontrada, como por exemplo um dia em que a Bolsa oscilou mais do que um desvio-padrão para cima, e ainda assim o número de logins naquele dia foi abaixo da média da última semana, na maioria das vezes houve uma explicação razoável, não contrariando a hipótese de Efeito Avestruz. Veremos na seção de Análise maiores detalhes.

3.2 Efeito Avestruz – Análise das amostras

O fato de haver indícios do Efeito Avestruz na amostra nos levou a uma análise mais robusta para checagem final desta hipótese, utilizando uma Regressão com o R Studio. De forma similar ao que foi realizado em Cai e Lu (2019), buscamos a relação entre o número agregado de *logins* em cada dia útil e algumas variáveis. Estas variáveis são: o retorno do Ibovespa no dia útil anterior; algumas variáveis *dummy* (ou binárias) que são “1” no caso dos retornos do Ibovespa serem negativos em certos períodos no passado e “0” caso contrário; a volatilidade de períodos anteriores, e o dia da semana. No caso da volatilidade, usamos um índice (similar ao popular VIX) direcionado ao Mercado Brasileiro, chamado Ivol-BR (ASTORINO Et al., 2017), que é

um índice de volatilidade implícita no Mercado de opções do Brasil, com um dia de defasagem. Desta forma, esperamos encontrar uma relação negativa entre a volatilidade do Mercado Brasileiro com o número de *logins* nas contas, o que também é consistente com o “Efeito Avestruz”, dado que quanto mais volátil o Mercado, maior seria a percepção de “perigo”. Além disso, também analisamos a volatilidade histórica calculada como um desvio-padrão em vários períodos, sendo que estas variáveis eram binárias. Para assumir “1”, a volatilidade do período imediatamente anterior deveria ser maior que a mediana da volatilidade calculada historicamente nos períodos de mesma duração.

Como complemento, também analisamos em quais dias da semana os usuários mais acessam as contas através também de uma variável binária que é “1” quando o dia da semana é um dado dia da semana (de terça-feira a sexta-feira, sendo que se todas as variáveis foram “0”, significa segunda-feira).

Nesta análise, a finalidade foi averiguar se o retorno negativo do Ibovespa ou a sua alta volatilidade explica a baixa de *logins* na soma dos usuários do site ou do aplicativo da Corretora, o que traduz-se em menor nível de Atenção Financeira.

Devemos informar também que, fazendo algo diferente do artigo de referência para esta análise, que é Cai e Lu (2019), buscamos usar 3 amostras diferentes, a primeira com todos os investidores que tem algum investimento na Corretora, independente de em qual classe de ativos; a segunda com investidores que tem em seu Portfolio algum valor em Bolsa ($\text{Bolsa} > 0\%$); e a terceira com investidores que tem ao menos 50% do seu Portfolio em Bolsa ($\text{Bolsa} \geq 50\%$). Fazendo esta separação, poderemos averiguar se o Efeito Avestruz existe apenas quando temos uma amostra com algum percentual ou um percentual relevante dentro da classe de ativos representativa do índice que acompanhamos (Ibovespa), ou se ele também é significativo dentro de uma amostra onde tem-se investimentos como um todo, independente de se é o índice ou não. É necessário salientar aqui que, embora o investidor possa não ter investimentos em Bolsa na Corretora da qual usamos os dados, ele pode ter em outras corretoras, o que pode causar algum impacto na análise das diferenças entre nossas 3 amostras, porém por outro lado, se o investidor não tem Bolsa na Corretora de referência e tem em outras, ele não tem um motivo direto para efetuar *login* na conta da corretora que ele não tem Bolsa com a mesma frequência que ele efetua *login* na corretora onde ele tem investimentos em Bolsa. O motivo para ele entrar na conta onde ele não tem Bolsa no mesmo dia da conta que ele tem poderia ser algum motivo indireto, como por exemplo se ele acreditar que os movimentos dos diferentes Mercados estejam correlacionados (como por muitas vezes de fato estão), ou se ele simplesmente acompanha o todo com a mesma frequência por motivos de organização pessoal. De qualquer

uma das formas, não temos como controlar os investimentos em outras corretoras. Supomos inicialmente também que o Efeito Avestruz deveria ser mais forte quando a amostra de clientes é uma amostra que tem mais familiaridade com o índice, além de ter maior exposição ao fator de “perigo” analisado – Ibovespa em queda ou com alta volatilidade.

Uma outra diferença relevante entre a análise feita no presente trabalho e o artigo de Cai e Lu é que o número de logins agregado aqui é sempre único por cliente em cada dia, isto é, caso um cliente tenha logado mais do que uma vez no mesmo dia, é considerado apenas um *login*. Os motivos para isso foram elucidados no início da seção Metodologia.

3.3 Análise individual: performance dos investidores e Atenção Financeira

O principal objetivo do trabalho é responder se existe relação entre a performance de rentabilidade entre um investidor individual e o nível de atenção que ele dedica a seus investimentos no Brasil. Esta pergunta nunca foi respondida através de uma análise individual de um histórico de rendimentos mês após mês, com uma massa de dados real.

Em nossa amostra, coletamos diversos dados para responder esta pergunta, bem como para uma caracterização descritiva desta amostra.

No mesmo período que fizemos a análise agregada para a verificação que existe o Efeito Avestruz para nossa amostra de investidores, isto é, de Novembro de 2017 até Julho de 2019, coletamos os seguintes dados, para cada fechamento de mês:

- a) *estoque_N* – valor financeiro da soma de todos os investimentos que um investidor tem na corretora no último dia útil de um mês N;
- b) *caixa_N* – valor financeiro que o cliente tinha em conta corrente na corretora, desinvestido, no último dia útil de um mês N;
- c) *ações_N* – valor financeiro da soma que o cliente tinha em ações ou em fundos de ações no último dia útil de um mês N;
- d) *participação em ações_N* – divisão de “*Ações_N*” por “*Estoque_N*”, conforme itens 3 e 1, respectivamente;
- e) *uniquelogins_N* – o número de dias em que o cliente *logou* ou entrou no site da corretora dentro do mês N, isto é, se o cliente entrou 3 vezes no site em um único dia, é contado apenas 1 – o racional desta escolha foi explicado no início da seção Metodologia;

- f) $entradas_N$ – valor financeiro da soma das transferências bancárias efetuadas pelo cliente durante o mês N, sempre considerando apenas quando o dinheiro entra na corretora;
- g) $saídas_N$ – análogo a “ $Entradas_N$ ”, porém considerando apenas quando o dinheiro sai da corretora;
- h) $retorno_N$ – retorno de um dado mês N, conforme fórmula definida abaixo:

$$Retorno_N = \frac{(Estoque_N + Caixa_N + |Saídas_N| - |Entradas_N|)}{(Estoque_{N-1} + Caixa_{N-1})}$$

- i) $Ibovespa_N$ – pontuação do Índice de Ações Ibovespa, no último dia útil do mês N;
- j) $retorno_Ibovespa_N$ – variação percentual do Ibovespa do fechamento do mês “N-1” para o fechamento do Ibovespa do mês “N”.

Adicionalmente, também, para cada investidor, identificamos se era um investidor pessoa física ou pessoa jurídica, do gênero masculino ou feminino, e idade calculada em 31/julho/2019, que era a data final de nossa amostra (no caso de “PJ”, gênero foi preenchido com “0” e a idade é o tempo decorrido desde a fundação da empresa até 31/julho/2019).

Em nossa amostra, no total haviam 51700 que tinham cadastro completamente preenchido e tinham perfil de *Suitability* atualizado na corretora, isto é, estavam ativos; embora isso não necessariamente signifique que tinham investimentos na Corretora.

Para nossa análise, fizemos a seleção de alguns clientes, segundo os critérios abaixo descritos:

- a) retiramos da análise todos os clientes que tiveram Estoque (ou investimentos) igual a 0 em um ou mais de um fechamento de mês – quando um cliente tinha o Estoque zerado em todos ou quase todos os meses do período de nossa análise, este cliente estava apenas com cadastro atualizado, porém sem investimentos na corretora. Assim, a decisão foi por investigar apenas os clientes que tinham investimentos em todo o período analisado;
- b) retiramos da análise também os clientes que não tiveram em todos os 21 fechamentos de meses analisados o mínimo de R\$3.500,00 em investimentos na corretora – O racional para isso é: durante parte dos meses analisados, a corretora cobrava taxa de custódia mensal dos clientes de R\$15,00 por mês para clientes que tinham ações e não negociavam suas ações nenhuma vez naquele mês (podendo então um cliente ser cobrado em alguns meses, e em outros meses não), com exceção de alguns clientes que eventualmente tivessem por algum motivo negociado isenção desta taxa. Além deste fato, alguns clientes também optavam pela contratação de um serviço relacionado a cálculo de imposto de renda, que custava R\$20,00 mensais dos clientes aderentes. A

soma destes serviços é R\$35,00 por mês, no máximo. Quando um cliente tem um valor baixo quando comparado a estes R\$35,00 na corretora, e é cobrado deste valor, seus investimentos dão a impressão, segundo a expressão definida para Retorno_N, que tiveram um retorno expressivamente negativo, quando na verdade foi apenas uma cobrança de serviço. Exemplo: um cliente com R\$40,00 na corretora no mês 1, e é cobrado estas taxas, ficaria com R\$5,00 no mês 2, o que resulta em rendimento negativo de -87,5%. No mês 3, com caixa negativo, o retorno ficaria -700,0%. Desta forma, escolhemos considerar apenas clientes com investimentos num montante tal que, mesmo com a cobrança de serviço, esta cobrança não resultaria em mais do que 1% do seu montante total;

- c) retiramos da análise também todos os clientes que efetuaram transferências de ativos, seja o fluxo entrando ou saindo da corretora. O motivo para isto é que, para levar em conta as transferências, deve-se ter a certeza de que o valor transferido vindo de outras corretoras está precificado corretamente, – principalmente no caso de títulos de Crédito Privado de Renda Fixa, que no Brasil não tem uma padronização de Precificação –, além de que cada ativo, no ato da transferência, tem um valor que precisava, no caso de nossa amostra, ainda ser computado, dependendo do dia da transferência e de qual ativo se tratava. Dado que eram 5188 clientes, com mais de um ativo transferido cada um na média, não era viável calcular caso a caso;
- d) com a retirada dos clientes mencionados nos itens de 1 a 3, restaram 19.739 clientes. Multiplicando pelos 20 meses de retorno computados (eram 21 fechamentos de meses, portanto 20 retornos entre meses), resulta em 394.780 retornos. Destes, 2.263 retornos, ou 0,57% deles (provenientes de 1.596 clientes) eram maiores que 50% ou menores do que -50% em um mês específico. Estes 1.596 clientes também foram retirados da amostra por conta de possíveis distorções no cálculo do retorno. Exemplos de possíveis causas de distorções típicas da amostra são:
 - A forma como o número Estoque é calculado em relação a um tipo específico de investimento: o aluguel de ações. O aluguel de ações é tipificado quando um cliente compra uma ação e aluga para outro cliente por uma taxa e por um período acordados. Quando isto ocorre, o Estoque do cliente que alugou cedendo a ação, durante o período do aluguel, fica descontado do valor da ação, e o Estoque do cliente que alugou tomando a ação fica acrescido do valor da ação. Por conta disso, não é incomum encontrar retornos com percentuais altos em um único mês por conta destes movimentos, considerando a definição de Retorno_N

que estipulamos. Como não tínhamos disponível a lista de clientes que operaram aluguel de ações no período da análise, este é um motivo para desconsiderarmos retornos grandes (definidos como superiores a 50% ou inferiores a -50% em um único mês).

- Derivativos. Os investimentos em derivativos não são computados dentro do Estoque, e não tivemos acesso ao *valuation* dos derivativos dos clientes separados historicamente no fechamento de cada mês. Assim, alguns clientes que tomam posições grandes em ações e fazem algum *hedge*, ou montam operações estruturadas com derivativos, não tem a compensação ou o resultado do derivativo calculado junto, o que pode causar distorções no cálculo da rentabilidade mensal. Ainda que existisse um *valuation* dos derivativos, poderia haver distorções por imprecisões ao calcular os derivativos não-padronizados, não-listados (mercado Balcão) ou os que não tem muita liquidez em Bolsa.
- e) Retiramos da amostra também os clientes que tiveram o caixa negativo em algum dos meses dentro do período analisado (4.817 clientes). Quando o cliente fica negativo, ele pode estar operando alavancado (com derivativos) e seu Estoque estar estimado de forma errada, dado o que foi observado no item em 4.2. Outra causa possível do caixa ficar negativo é quando o cliente usa o limite da corretora, ficando devendo e por vezes pagando por isso uma taxa ou multa, que pode também causar distorções na rentabilidade. Havia casos na amostra de clientes, em determinados meses, com Estoque acima de 0 e caixa abaixo de 0 em um valor em módulo maior que o do Estoque, produzindo uma soma menor que 0.

A amostra resultante foi de 13.326 clientes. Como em nossa regressão também desejamos observar a relação de Atenção Financeira com o gênero dos investidores, desprezamos as PJs (Pessoa Jurídica) e quem não respondeu o gênero. O número de PJs foi 140 contas, e apenas 1 PF (pessoa física) não respondeu o gênero, perfazendo então 141 contas ou 1% do total. Também analisamos separadamente amostras, dentro desta, em que os clientes tinham participação de ações (Renda Variável, ou RV) maior do que 0 (em qualquer dos meses, ou em todos os meses), e também amostras em que o percentual de ações dos clientes foi superior a 50% em todos os meses analisados, ou igual a 100% em todos os meses analisados. A descrição da amostra segue no quadro da tabela 3 abaixo:

Tabela 3 – Análise descritiva da amostra – Brasil – 2019

| | Total | RV>0 todos os meses | RV > 50% | RV = 100% |
|-------------------------|--------------|-------------------------------|--------------------|------------------|
| número de contas | 13.326 | 9.533 | 7.380 | 4.607 |
| Gênero Masculino | 10.028 | 7.459 | 5.728 | 3.532 |
| Gênero Feminino | 3.157 | 1.970 | 1.557 | 1.004 |
| Não respondeu ou PJ | 141 | 104 | 95 | 71 |
| PF | 13.186 | 9.430 | 7.286 | 4.536 |
| PJ | 140 | 103 | 94 | 71 |
| Total para regressão | 13.185 | 9.429 | 7.285 | 4.536 |
| Idade - média | 50,7 | 52,1 | 53,0 | 52,6 |
| Idade - mediana | 48,4 | 49,7 | 50,8 | 50,3 |
| Idade - desvio padrão | 13,8 | 13,6 | 13,9 | 13,7 |
| % RV - média | 60,2% | 82,9% | 97,1% | 100,0% |
| % RV - mediana | 94,4% | 100,0% | 100,0% | 100,0% |
| % RV - desvio padrão | 44,6% | 30,1% | 8,6% | na |
| Estoque - média | 34.643 | 35.936 | 31.239 | 19.728 |
| Estoque - desvio padrão | 119.039 | 134.762 | 145.069 | 81.561 |

Fonte: Corretora no Brasil

Pela tabela 3, percebe-se que o perfil de clientes predominantes na nossa amostra é bastante ligado a ações (ou Renda Variável). Quando analisamos a amostra com todos os clientes, independente de se tem ou não Renda Variável em seu portfólio, a média de Renda Variável na composição dos clientes era de 60%, com mediana de 94%.

Seguindo a análise de Sicherman et al. (2016), montamos um histograma monitorando o número de dias em que os clientes realizavam *logins*, separando, por questões de visualização, quando efetuavam *login* mais de 150 dias durante o período analisado (que tem total de 637 dias), ou menos de 150 dias. O resultado é o gráfico 1.

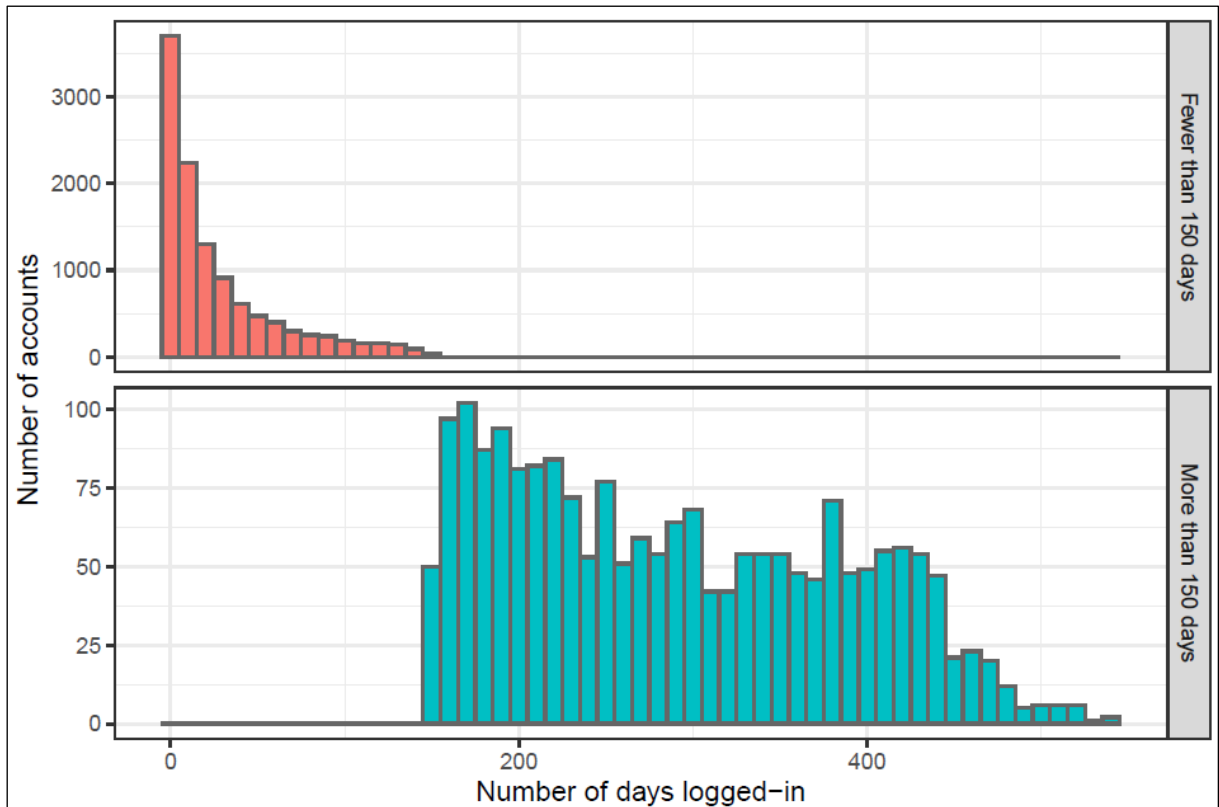


Gráfico 1 - Histograma do número de logins únicos em um dia

Fonte: Adaptado de corretora no Brasil, 2019.

O gráfico 1 mostra que a vasta maioria dos clientes entra no site com pouca frequência. Tomando como referência ainda Sicherman et al. (2016), temos que os clientes entram no *site* para algo além de negociar seus títulos, dado que embora o número de clientes que entram no *site* com frequência alta é baixo, ainda o número de *logins* supera bastante o número de negócios – *trading*. Assim, reforça a tese de que o número de *logins* pode ser usado como ideia para quantificação da Atenção Financeira, ou da atenção que o cliente dá a seus investimentos.

Além disso, o gráfico 1 mostra que temos de todos os perfis dentro de nossa amostra, desde o cliente que entra no site diariamente, até o cliente que praticamente nunca entra, passando, evidentemente, por clientes que selecionam os dias para entrar, que são provavelmente os que mais tem relação com o Efeito Avestruz.

Analisamos também, conforme é possível ver no gráfico 2, o número de logins como função do percentual de ações dos clientes no portfolio. Através deste gráfico, é possível notar uma tendência de quem tem mais ações no portfolio acessar mais a conta.

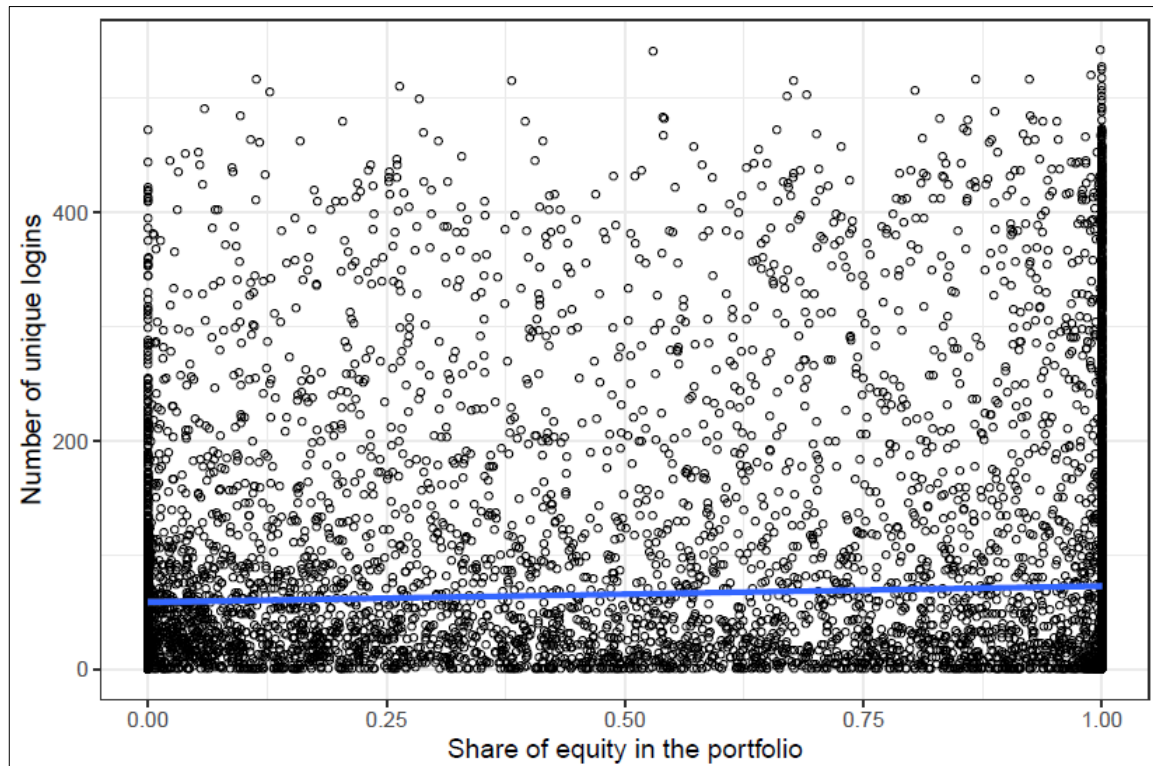


Gráfico 2 - Número de logins únicos x percentual de ações no portfólio

Fonte: Adaptado de corretora no Brasil, 2019.

Como último gráfico da descrição da amostra, também temos o gráfico 3, onde vemos que se usamos uma variável quadrática do percentual de ações, temos um máximo atingido, mostrando um coeficiente negativo para a relação quadrática.

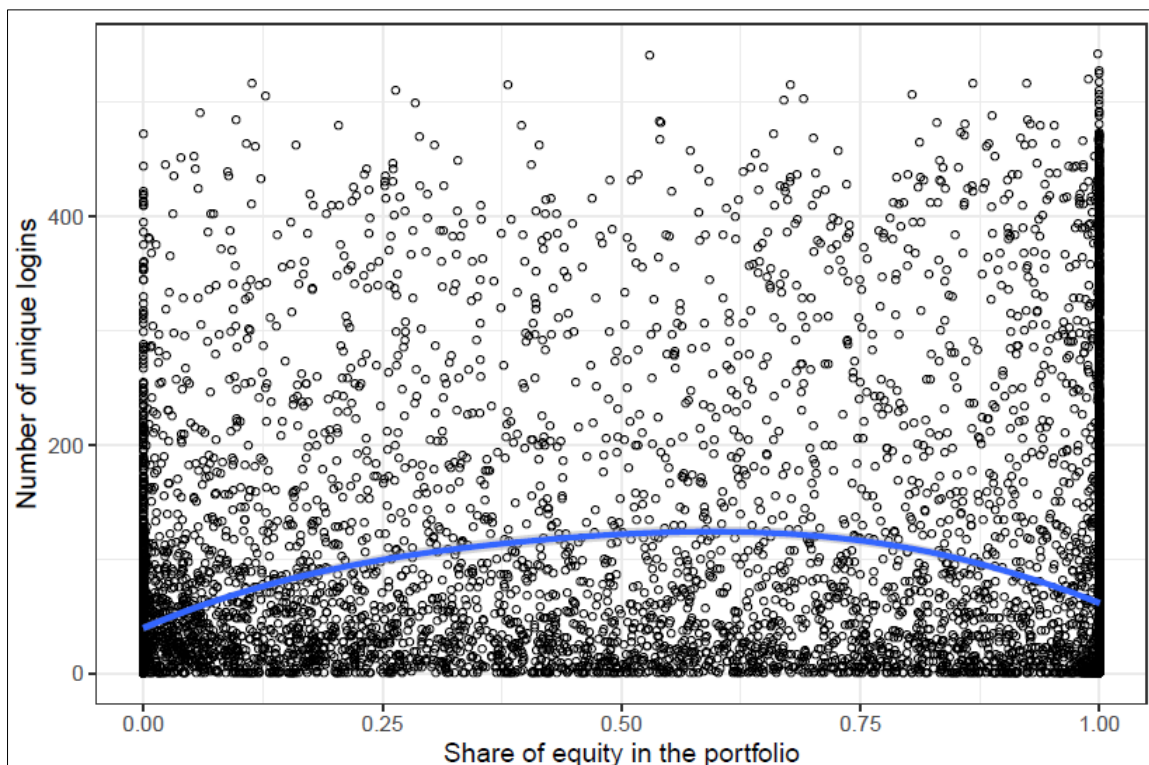


Gráfico 3 - Número de logins únicos x percentual de ações no portfólio

Fonte: Adaptado de corretora no Brasil, 2019.

4 ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1 Buscando indícios da existência do Efeito Avestruz

Conforme falamos na seção de Metodologia, inicialmente buscamos pistas do Efeito Avestruz na amostra de dados, e também buscamos abrir frentes de pesquisa, tanto para o presente trabalho quanto para trabalhos futuros.

Aplicando a metodologia descrita na seção anterior, os resultados foram os apresentados nas tabelas 4 e 5.

Tabela 4 – Eventos consistentes com o esperado pelo Efeito Avestruz – Brasil – 2019

| | Período | | | Total geral |
|---|-------------------------|-------------------------|--------------------------------------|-------------|
| | 1 ^o sem 2018 | 2 ^o sem 2018 | 1 ^o sem 2019 + Julho 2019 | |
| núm. eventos alta | 19 | 23 | 26 | 68 |
| ocorrências alta logins | 15 | 18 | 20 | 53 |
| % consistência com Ef. Avestruz - alta | 79% | 78% | 77% | 78% |
| núm. eventos queda | 19 | 15 | 15 | 49 |
| ocorrências queda logins | 16 | 10 | 13 | 39 |
| % consistência com Ef. Avestruz - queda | 84% | 67% | 87% | 80% |

Fonte: Corretora no Brasil

Na tabela 4, mostramos que, no primeiro semestre de 2018, em 19 oportunidades o Ibovespa teve alta diária maior do que o desvio padrão diário dos retornos do Ibovespa naquele semestre, que foi 1,33%. Analogamente, e por coincidência, também em 19 oportunidades o Ibovespa teve queda diária maior do que o mesmo desvio padrão. No caso da alta, em 79% dos casos, isto é, em 15 oportunidades, o número de logins totais no dia desta alta foi maior do que a média diária de logins da semana anterior (5 dias úteis anteriores). No caso da queda, este número foi de 16, ou 84% das vezes. Estes dados devem ser lidos em conjunto com a tabela 5. No caso da tabela 5, estabelecemos 3 possíveis explicações plausíveis e diretas pelas quais seria admissível uma incompatibilidade com a ideia do Efeito Avestruz, tanto no caso da alta quanto no caso da queda. Lembrando que podem haver outras explicações diretas possíveis, porém não encontramos no presente trabalho. Seguem definições do que consideramos como explicações plausíveis e diretas:

Tipo 1 – a alta ou a queda do Ibovespa ocorreu de forma que o tempo em que o Ibovespa ficou acima (no caso da alta) ou abaixo (no caso da queda) de um desvio padrão em relação ao

fechamento do dia anterior, foi menor do que 30% do tempo do pregão. Como estamos olhando para o desvio do Ibovespa como possível explicação para alta ou queda dos logins no site no mesmo dia deste desvio (nesta primeira análise), nada mais natural do que levar em conta também por quanto tempo ocorreu este desvio ao longo do dia.

Tipo 2 – o movimento ocorrido no dia não compensa o movimento contrário passado recente. Aqui, por recente consideramos o prazo de 1 semana, ou 5 dias úteis. A explicação para isso é que, embora possa ter havido uma alta expressiva em um dia, se ela for seguida de alguns dias seguidos de queda, de forma que a alta não compensa as quedas anteriores, isto não seria um fator estimulante tão forte para que o investidor entre no site para olhar a sua posição, porque ele ainda se sente “ameaçado”. O movimento contrário teria uma explicação análoga, isto é, no caso de altas recentes que suprem a queda pontual de um dia, o que pode estar ocorrendo para que os investidores não estejam fugindo da queda é um movimento conhecido no Mercado Financeiro como “Realização de lucros”, onde os investidores tem uma tendência maior de venda depois de uma alta significativa a fim de esperar por uma nova oportunidade de compra em preços mais baixos.

Tipo 3 – razões extraordinárias. A única ocorrência foi a 4ª feira de cinzas, onde houve uma alta acima do desvio padrão diário no primeiro semestre de 2018, porém o número de logins no site não foi tão alto porque neste dia a Bolsa de Valores funciona apenas em meio período, ou metade do dia, o que naturalmente reduz o número de *logins*, dado que os investidores que desejam negociar tem menos tempo para fazê-lo naquele dia.

Tabela 5 - Análise de desvios - Brasil - 2019

| | Período | | | Total geral |
|-------------------------------|-------------|-------------|--------------------------|-------------|
| | 1º sem 2018 | 2º sem 2018 | 1º sem 2019 + Julho 2019 | |
| núm. inconsistências alta | 4 | 5 | 6 | 15 |
| justificativas alta - tipo 1 | 1 | 1 | 0 | 2 |
| justificativas alta - tipo 2 | 0 | 3 | 3 | 6 |
| justificativas alta - tipo 3 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| % justificativas alta | 50% | 80% | 50% | 60% |
| núm. inconsistências queda | 3 | 5 | 2 | 10 |
| justificativas queda - tipo 1 | 2 | 3 | 0 | 5 |
| justificativas queda - tipo 2 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| justificativas queda - tipo 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| % justificativas queda | 67% | 80% | 0% | 60% |

Fonte: Corretora no Brasil

Prosseguindo com a explicação do primeiro semestre de 2018, vemos que das 4 vezes em que o movimento de alta do Ibovespa não foi suficiente para fazer aumentar o número de *logins* no site acima da média (o que é 21% do total de ocorrências), 50% das vezes houve uma explicação

natural, quando ou foi uma 4ª feira de cinzas, ou, no caso de 11/jan/2018, o Ibovespa apenas alcançou a pontuação acima de um desvio padrão em relação ao fechamento do dia anterior no *after-market*, que é o fechamento do mercado.

Ainda no primeiro semestre de 2018, vemos que das 3 vezes (que representam 16% do total de ocorrências) em que o movimento da queda do Ibovespa não foi acompanhada de uma queda do número de *logins* para baixo da média da semana, 2 vezes (67%) o Ibovespa negociou abaixo da pontuação limite de nossa modelagem em menos de 30% do tempo do pregão. Mais especificamente; estes dias foram 28/fev/2018, quando o Ibovespa negociou abaixo do nível de 1 desvio padrão em relação ao fechamento do dia útil anterior em menos de 10% do tempo do pregão; e 27/mar/2018, quando este percentual do tempo foi inferior a 14% do tempo do pregão. Análises análogas podem ser feitas para o segundo semestre de 2018 e para o primeiro de 2019 (mais Julho/2019). Apenas para ilustração de um caso do tipo 2, em 22/ago/2018, houve alta do Ibovespa de 2,3%, que é maior do que o desvio padrão diário do Ibovespa do segundo semestre de 2018, que foi de 1,44%. Neste dia, embora houve esta alta mais expressiva da Bolsa, ela não compensou a queda em relação ao fechamento do pregão de 5 dias úteis atrás. O movimento total, mesmo considerando a alta de 2,3% no dia 22/ago/2018, foi de -0,23% em 5 dias úteis.

No geral, em 78% dos casos de alta significativa e 80% dos casos de queda significativa da Bolsa, houve um direcionamento dos *logins* consistente com o Efeito Avestruz. Dos casos em que não houve esta consistência, 60% no caso da alta e também 60% no caso da queda tinham explicações plausíveis para não seguir o modelo. Somando as vezes em que o número de *logins* apresentaram um direcionamento congruente com o esperado pelo Efeito Avestruz e as vezes em que houve uma explicação plausível (definindo plausível como os tipos 1, 2 e 3 descritos acima) para uma divergência, temos 91% dos casos de alta da Bolsa e 92% dos casos de queda. Com isto em mente, extraímos algumas informações importantes:

Primeiro, consideramos haver o Efeito Avestruz na amostra. Para uma medida de significância estatisticamente mais robusta deste efeito, elaboramos a análise da subseção seguinte.

Segundo, consideramos que há indícios de que o movimento intradiário da Bolsa seja importante para a Atenção Financeira dos investidores dentro daquele mesmo dia. Este efeito é devido a tecnologia atual, dado que hoje é possível facilmente saber o movimento do Ibovespa com 15 minutos de *delay* através do Google, bastando digitar “Ibovespa”. Há necessidade de um novo estudo extenso para fazer uma análise mais precisa da influência do movimento intradiário do Ibovespa sobre a Atenção Financeira do investidor, ou no mínimo para o volume de negócios, mas este não é o foco do presente trabalho.

Terceiro, consideramos que há memória do investidor em relação a movimentos passados do Ibovespa, e estes também influenciam em sua Atenção Financeira. O poder desta influência será medido neste trabalho, conforme ilustrado na próxima seção.

Por último, ainda é válido ressaltar que podem haver outros fatores importantes conectando o número de entradas no site (nível de Atenção Financeira) com a alta ou queda do Ibovespa, porém não identificamos no trabalho atual.

4.2 Efeito Avestruz – Análise das amostras

Analizando a amostra com uma abordagem estatisticamente mais robusta, foi montada uma Regressão através do R e R Studio, de acordo com a maneira descrita na seção anterior. Os resultados são os das tabelas 6, 7 e 8.

Na tabela A1, temos a regressão da amostra onde consideramos todos os investidores que tinham quaisquer investimentos na Corretora, incluindo ou não a Renda Variável (ou Bolsa). Os dados indicam a existência do Efeito Avestruz com dados estatísticos bastante significativos.

Tabela 6 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis para todos os investidores - Brasil – 2019

| | (continua) | | | | | |
|--------------|---------------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | Variáveis dependentes | | | | | |
| | Logins únicos - todos os investidores | | | | | |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| lag(Rm, 1) | 0.241*** (0.077) | 0.235*** (0.074) | 0.241*** (0.074) | 0.247*** (0.074) | 0.248*** (0.074) | 0.253*** (0.072) |
| dRm_2_15 | | -0.005*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.008*** (0.002) |
| dRm_16_44 | | -0.010*** (0.002) | -0.010*** (0.002) | -0.008*** (0.002) | -0.010*** (0.002) | -0.012*** (0.002) |
| dRm_45_126 | | -0.004* (0.003) | -0.007*** (0.002) | -0.004 (0.003) | -0.005** (0.003) | -0.005** (0.002) |
| dRm_127_252 | | -0.003 (0.002) | -0.004* (0.002) | -0.001 (0.002) | -0.001 (0.003) | 0.004 (0.003) |
| lag(ivol, 1) | | -0.0005* (0.0003) | | | | |
| dsd_1_15 | | | -0.00002 (0.002) | | | |

Tabela 6 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis para todos os investidores - Brasil – 2019

| | (conclusão) | | | | | |
|-----------------|---------------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | Variáveis dependentes | | | | | |
| | Logins únicos - todos os investidores | | | | | |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| dsd_1_15 | | | -0.00002 (0.002) | | | |
| dsd_1_44 | | | | -0.004* (0.002) | | |
| dsd_1_126 | | | | | -0.003 (0.002) | |
| dsd_1_252 | | | | | | -0.011*** (0.002) |
| fator(weekday)3 | -0.004 (0.003) | -0.005* (0.003) | -0.005* (0.003) | -0.005* (0.003) | -0.005* (0.003) | -0.005* (0.003) |
| fator(weekday)4 | -0.010*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) |
| fator(weekday)5 | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) | -0.011*** (0.003) |
| fator(weekday)6 | -0.018*** (0.003) | -0.020*** (0.003) | -0.019*** (0.003) | -0.019*** (0.003) | -0.019*** (0.003) | -0.020*** (0.003) |
| Constante | 0.176*** (0.002) | 0.195*** (0.006) | 0.185*** (0.003) | 0.185*** (0.003) | 0.186*** (0.003) | 0.190*** (0.003) |
| Observações | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 |
| R2 | 0.119 | 0.213 | 0.207 | 0.214 | 0.210 | 0.254 |
| R2 ajustado | 0.108 | 0.194 | 0.188 | 0.195 | 0.191 | 0.236 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0.1

**p<0.05

***p<0.01

Tabela 7 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis - Para investidores com Bolsa > 0 - Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | | | | |
|-------------------------|--|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | Logins únicos - Investidores com Bolsa > 0 | | | | | |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| lag(Rm, 1) | 0.261*** (0.072) | 0.257*** (0.069) | 0.266*** (0.069) | 0.270*** (0.069) | 0.268*** (0.069) | 0.275*** (0.067) |
| dRm_2_15 | | -0.006*** (0.002) | -0.007*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.007*** (0.002) | -0.008*** (0.002) |
| dRm_16_44 | | -0.008*** (0.002) | -0.008*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.008*** (0.002) | -0.010*** (0.002) |
| dRm_45_126 | | -0.003 (0.002) | -0.006** (0.002) | -0.002 (0.002) | -0.004* (0.002) | -0.004** (0.002) |
| dRm_127_252 | | -0.003 (0.002) | -0.003 (0.002) | -0.0003 (0.002) | -0.001 (0.003) | 0.004* (0.002) |
| lag(ivol, 1) | | -0.0005* (0.0003) | | | | |
| dsd_1_15 | | | 0.001 (0.002) | | | |
| dsd_1_44 | | | | -0.005** (0.002) | | |
| dsd_1_126 | | | | | -0.002 (0.002) | |
| dsd_1_252 | | | | | | -0.011*** (0.002) |
| fator(weekday)3 | -0.004 (0.003) | -0.004 (0.003) | -0.004 (0.003) | -0.004 (0.003) | -0.004 (0.003) | -0.004* (0.003) |
| fator(weekday)4 | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.011*** (0.002) |
| fator(weekday)5 | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.003) | -0.010*** (0.002) |
| fator(weekday)6 | -0.017*** (0.003) | -0.018*** (0.003) | -0.018*** (0.003) | -0.017*** (0.003) | -0.018*** (0.003) | -0.018*** (0.003) |
| Constante | 0.178*** (0.002) | 0.196*** (0.006) | 0.186*** (0.002) | 0.186*** (0.002) | 0.187*** (0.002) | 0.191*** (0.002) |
| Observações | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 |
| R ² | 0.121 | 0.209 | 0.203 | 0.213 | 0.204 | 0.255 |
| R ² ajustado | 0.111 | 0.190 | 0.184 | 0.194 | 0.185 | 0.237 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

Tabela 8 - Efeito Avestruz: Regressão do número de logins únicos agregados em função das variáveis - para investidores com Bolsa > 50% - Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | | | | |
|-------------------------|--|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | Logins únicos - Investidores com Bolsa > 50% | | | | | |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| lag(Rm, 1) | 0.232*** (0.069) | 0.227*** (0.066) | 0.236*** (0.066) | 0.239*** (0.066) | 0.238*** (0.067) | 0.245*** (0.064) |
| dRm_2_15 | | -0.005*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.005*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.007*** (0.002) |
| dRm_16_44 | | -0.007*** (0.002) | -0.007*** (0.002) | -0.006*** (0.002) | -0.007*** (0.002) | -0.009*** (0.002) |
| dRm_45_126 | | -0.001 (0.002) | -0.003* (0.002) | 0.00004 (0.002) | -0.002 (0.002) | -0.002 (0.002) |
| dRm_127_252 | | -0.003 (0.002) | -0.003 (0.002) | -0.0002 (0.002) | -0.001 (0.003) | 0.005** (0.002) |
| lag(ivol, 1) | | -0.0004* (0.0002) | | | | |
| dsd_1_15 | | | 0.001 (0.002) | | | |
| dsd_1_44 | | | | -0.005** (0.002) | | |
| dsd_1_126 | | | | | -0.002 (0.002) | |
| dsd_1_252 | | | | | | -0.011*** (0.002) |
| fator(weekday)3 | -0.004 (0.003) | -0.004 (0.002) | -0.004 (0.002) | -0.004 (0.002) | -0.004 (0.002) | -0.004* (0.002) |
| fator(weekday)4 | -0.009*** (0.003) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.010*** (0.002) |
| fator(weekday)5 | -0.009*** (0.003) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) | -0.009*** (0.002) |
| fator(weekday)6 | -0.015*** (0.003) | -0.016*** (0.002) | -0.016*** (0.002) | -0.016*** (0.002) | -0.016*** (0.002) | -0.016*** (0.002) |
| Constante | 0.172*** (0.002) | 0.188*** (0.005) | 0.178*** (0.002) | 0.179*** (0.002) | 0.179*** (0.002) | 0.184*** (0.002) |
| Observações | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 | 426 |
| R ² | 0.113 | 0.187 | 0.182 | 0.191 | 0.182 | 0.243 |
| R ² ajustado | 0.102 | 0.168 | 0.163 | 0.172 | 0.163 | 0.225 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01

Na coluna 1 da tabela 6, vemos que, com alta significância (menos de 1% de chance de estar errado), o retorno do Ibovespa do dia anterior é um dos fatores que determina se o cliente vai ou não entrar no site no dia seguinte, e este fator permaneceu com o mesmo nível de significância mesmo adicionando outros fatores na regressão que relaciona o movimento do Ibovespa (movimento no dia útil anterior, movimentos acumulados no passado, e volatilidade). Como exemplo, vemos na coluna 6 da tabela 6 um coeficiente de 0,253 com alta relevância ($p < 0,01$) relacionando o movimento do Ibovespa no dia útil anterior com o número de usuários que entraram no site no dia seguinte. Além disso, outros fatores também influenciaram o número de pessoas que entraram no site (o que estamos traduzindo por nível de Atenção Financeira): por exemplo o fato do retorno do Ibovespa em alguns períodos ser negativo ou não (como uma variável binária assumindo “1” para o caso do Ibovespa ter variado negativamente em um dado período e “0” para o caso de ter variado positivamente) – com significância estatística até 6 meses atrás (126 dias úteis) sempre com uma relação inversa com a variável binária, ou positivamente com o movimento do Ibovespa, isto é, quando o Ibovespa se movimenta negativamente nestes períodos do passado, isto influencia para que o investidor acesse menos o site da Corretora. Além destas variáveis, ainda encontramos que a volatilidade (oscilação do Ibovespa) computada considerando o período do último ano, também apresentou relação com importante significância ($p < 0,01$) inversamente proporcional ao número de pessoas entrando no site, isto é, um nível de oscilação mais alto (traduzindo nas palavras do Efeito Avestruz: um perigo maior) produz um número menor de usuários dando atenção a seus investimentos, ou “escondendo-se na areia”. Quanto ao índice de volatilidade implícita (iVol-BR), a análise mostrou que há uma relação negativa, embora não seja tão forte ($p < 0,1$), com o número de *logins* do site, o que aponta na mesma direção da análise feita para a volatilidade histórica de 1 ano, porém com uma relevância estatística menos forte.

Ainda em relação a volatilidade, conforme observamos nas 3 tabelas 6, 7 e 8, o melhor nível de significância encontrado foi sempre quando consideramos o nível de volatilidade considerando 1 ano de histórico. Isto leva a considerar que o investidor parece ter uma “memória mais longa” quando trata-se de nível de oscilação, ou que ele arrisca-se menos a entrar na Bolsa quando a volatilidade persistentemente fica alta, com o índice por um tempo prolongadamente fica com um nível de oscilação mais alto.

O oposto ocorre com o histórico de retorno, quando os maiores níveis de significância são sempre até 2 meses atrás (44 dias úteis), levando a crer que o investidor leva mais em conta um histórico curto para se interessar mais ou menos pelos seus investimentos.

Quando fizemos a analogia com o que acontece com o Avestruz, consideramos como fatores

que determinam haver ou não perigo os movimentos relacionados ao Ibovespa, seja seu direcionamento para negativo ou positivo, ou seja seu nível de oscilação (volatilidade). Com isto em mente, seria de se esperar que quanto maior o percentual de Bolsa que os investidores tem em seu portfolio de investimentos, mais intenso seria o nível do Efeito Avestruz observado. A proposta de fazer 3 análises (representadas nas tabelas 6, 7 e 8) foi exatamente esta. Porém, o resultado não foi o que era esperado. Notamos que até a variável binária que reflete os históricos do Ibovespa até 2 meses atrás (44 dias úteis), em todas as 3 tabelas, sempre houve o maior nível de significância ($p < 0,01$) da regressão. Para o histórico de 45 a 126 dias úteis, a regressão que apresentou, em um número maior de modelagens, relevância estatística para esta variável, foi a da tabela 6, que contém todos os investidores que tinham algum investimento na Corretora, independente se era Bolsa ou não. Entre os níveis de R^2 ajustado, o maior nível para a tabela 6 foi 0,236, para a tabela 7 foi 0,237, e para a tabela 8 foi 0,225.

Estes resultados mostram que praticamente não houve diferença entre as regressões para investidores com “investimentos > 0 ” (tabela 6), “Bolsa > 0 ” (tabela 7) e “Bolsa $> 50\%$ ” (tabela 8), o que indica que, independente de ter Bolsa ou não em seu portfólio, os investidores sentem-se mais ou menos confiantes com o Mercado com o movimento desta. Uma possível explicação para este fato (precisaria ser melhor investigado) é que a Bolsa pode ser um representante do sentimento de “perigo” típico do “Efeito Avestruz”, mas investidores sem Bolsa sentem este “perigo” através de canais mais primários que também influenciam a Bolsa, que podem ser, por exemplo, as notícias na imprensa. Dado que a oscilação (seja a direção de seu movimento ou a volatilidade) da Bolsa é um dos fatores que explicam estatisticamente de forma satisfatória o nível de Atenção Financeira (como vimos nas tabelas anteriormente), porém a magnitude desta relação praticamente independe do investidor ter ou não Bolsa no portfólio, poderia ser investigado em próximos trabalhos se o fator que é mais primário pode ser o fluxo de notícias, que no Mercado de hoje flui praticamente em tempo real.

Por fim, como em todas as amostras os fatores “dia da semana” são sempre negativos (com maior significância estatística de 4ª a 6ª feira), temos que o dia da semana em que os investidores dão maior atenção a seus investimentos é na 2ª feira. Este fator corrobora com a ideia desenvolvida no parágrafo anterior de que os investidores podem ter uma sensibilidade ao Mercado por um canal mais primário do que a Bolsa em si (embora a Bolsa seja um fator explicativo da Atenção Financeira relevante, como vimos pelos resultados), que pode ser o fluxo de notícias, isto porque da 6ª feira para a 2ª feira os investidores tem 3 dias de notícias.

4.3 Análise individual: performance dos investidores e Atenção Financeira

Depois dos procedimentos realizados descritos na seção de Metodologia, realizamos a regressão com as amostras de clientes individuais com o R Studio, buscando relação entre a Atenção Financeira – medida pelo número de *logins* únicos em cada dia – e o retorno alcançado nos investimentos dos investidores, entre outros fatores.

Os resultados das regressões estão a seguir.

Os resultados das regressões mostram uma relação sempre positiva entre retorno e número de logins únicos no mês, com significância variando desde $p < 0,05$ a $p < 0,001$, dependendo da amostra. Isto é um indício de que quanto mais um investidor dá atenção a seus investimentos (o que medimos pelo número de dias em que ele entrou no site da Corretora), mais ele tem chances de resultados melhores em seus investimentos no mês a mês. Mais ainda, os resultados indicaram que esta relação permanece significativa quando o cliente tem maiores ou menores proporções de Renda Variável em meio a seus investimentos.

Dado que é a primeira vez que uma análise busca relacionar retorno individual com Atenção Financeira em uma amostra real no Brasil, é importante que haja mais análises com amostras independentes, e em períodos diferentes, especialmente mais longos do que os 21 meses aqui disponíveis.

A importância de uma análise em períodos diferentes e de preferência maiores decorre do fato do maior retorno alcançado pelos investidores que tem maior nível de Atenção Financeira poder ser na realidade decorrente da relação da alta do Ibovespa com a alta do número de logins, isto é, do Efeito Avestruz. Basicamente, se existe o Efeito Avestruz, a alta do Ibovespa provoca ao mesmo tempo o aumento do número de logins e o aumento dos retornos. Por outro lado, temos na amostra ambos investidores com mais ou menos relação com o Efeito Avestruz, e com maiores e menores percentuais de Bolsa em seus investimentos. Assim, embora seja importante haver testes em outras amostras, nossos indícios são coerentes e significativos ($p < 0,05$ a $p < 0,001$ dependendo do segmento da amostra).

Tabela 9 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações ao quadrado, e retorno - todos os investidores - Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | | | | |
|--------------------------|---------------------------------------|----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | Logins únicos - todos os investidores | | | | | |
| | r1 | r2 | r3 | r4 | r5 | r6 |
| downlbov | -0,209*** -0,009 | -0,189*** -0,012 | -0,270*** -0,095 | -0,209*** -0,009 | -0,163*** -0,011 | -0,261*** -0,094 |
| factor(Gender)M | | 1,388*** -0,084 | 1,400*** -0,084 | | | |
| Age | | 0,114*** -0,014 | 0,113*** -0,014 | | | |
| l(Age2) | | -0,001*** -0,0001 | -0,001*** -0,0001 | | | |
| E | | 0,003** -0,002 | 0,003** -0,002 | | 0,003*** -0,001 | 0,003*** -0,001 |
| PartAc | | 14,088*** -0,592 | 14,309*** -0,594 | | 8,205*** -0,668 | 8,361*** -0,669 |
| l(PartAc2) | | -13,324*** -0,597 | -13,571** -0,599 | | -6,620*** -0,559 | -6,814*** -0,561 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,040* -0,021 | | | -0,040* -0,021 |
| downlbov:Age | | | 0,001 -0,004 | | | 0,001 -0,004 |
| downlbov:l(Age2) | | | 0,00002 -0,00003 | | | 0,00002 -0,00003 |
| downlbov:E | | | -0,0004** -0,0002 | | | -0,0001 -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -0,737*** -0,189 | | | -0,691*** -0,159 |
| downlbov:l(PartAc2) | | | 0,822*** -0,186 | | | 0,793*** -0,157 |
| Ret | | 0,350** -0,143 | 0,423*** -0,148 | | 0,856*** -0,08 | 0,937*** -0,082 |
| Constant | 3,274*** -0,044 | -2,413*** -0,357 | -2,389*** -0,359 | | | |
| Investor Fixed effects? | No | No | No | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | No | No | No | No | No | No |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 276.885 | 263.700 | 263.700 | 276.885 | 263.700 | 263.700 |
| R2 | 0,0003 | 0,066 | 0,066 | 0,798 | 0,801 | 0,801 |
| Adjusted R2 | 0,0003 | 0,066 | 0,066 | 0,788 | 0,79 | 0,79 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 10 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com $RV > 0$ em todos os meses - Brasil - 2019

| Variáveis dependentes | | | | | | |
|---|---------------------|----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Logins únicos - investidores com $RV > 0$ em todos os meses | | | | | | |
| | r1 | r2 | r3 | r4 | r5 | r6 |
| downlbov | -0,208*** -0,011 | -0,168*** -0,016 | -0,232 -0,159 | -0,208*** -0,011 | -0,135*** -0,014 | -0,189 -0,153 |
| factor(Gender)M | | 1,555*** -0,117 | 1,573*** -0,117 | | | |
| Age | | 0,164*** -0,022 | 0,163*** -0,022 | | | |
| l(Age2) | | -0,001*** -0,0002 | -0,001*** -0,0002 | | | |
| E | | 0,003* -0,002 | 0,003* -0,002 | | 0,002** -0,001 | 0,002** -0,001 |
| PartAc | | 10,985*** -0,972 | 11,287*** -0,974 | | 6,365*** -0,974 | 6,580*** -0,978 |
| l(PartAc2) | | -10,891*** -0,824 | -11,207** -0,825 | | -5,244*** -0,764 | -5,492*** -0,767 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,061** -0,027 | | | -0,062** -0,027 |
| downlbov:Age | | | 0,002 -0,005 | | | 0,002 -0,005 |
| downlbov:l(Age2) | | | 0,00001 -0,00005 | | | 0,00001 -0,00004 |
| downlbov:E | | | -0,0004** -0,0002 | | | -0,0001 -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -1,013*** -0,322 | | | -1,038*** -0,264 |
| downlbov:l(PartAc2) | | | 1,053*** -0,269 | | | 1,072*** -0,22 |
| Ret | | 0,564*** -0,151 | 0,627*** -0,153 | | 1,060*** -0,083 | 1,120*** -0,084 |
| Constant | 3,655*** -0,057 | -3,420*** -0,606 | -3,401*** -0,607 | | | |
| Investor Fixed effects? | No | No | No | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | No | No | No | No | No | No |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 198.009 | 188.580 | 188.580 | 198.009 | 188.580 | 188.580 |
| R2 | 0,0003 | 0,049 | 0,049 | 0,812 | 0,814 | 0,814 |
| Adjusted R2 | 0,0003 | 0,049 | 0,049 | 0,802 | 0,804 | 0,804 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Tabela 11 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV > 50% em todos os meses - Brasil - 2019

| Variáveis dependentes | | | | | | |
|---|---------------------|----------------------|-----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Logins únicos - investidores com RV > 50% em todos os meses | | | | | | |
| | r1 | r2 | r3 | r4 | r5 | r6 |
| downlbov | -0,175*** -0,012 | -0,128*** -0,017 | 0,841 -2.120 | -0,175*** -0,012 | -0,091*** -0,015 | 0,111 -1.187 |
| factor(Gender)M | | 1,496*** -0,127 | 1,512*** -0,128 | | | |
| Age | | 0,172*** -0,024 | 0,172*** -0,024 | | | |
| l(Age2) | | -0,001*** -0,0002 | -0,001*** -0,0002 | | | |
| E | | 0,003 -0,002 | 0,003* -0,002 | | 0,001* -0,001 | 0,001* -0,001 |
| PartAc | | 61,480*** -10.687 | 62,425*** -10.760 | | 15,141*** -5.190 | 15,163*** -5.417 |
| l(PartAc2) | | -41,031*** -6.479 | -41,713*** -6.523 | | -9,698*** -3.201 | -9,805*** -3.326 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,053* -0,029 | | | -0,055* -0,029 |
| downlbov:Age | | | 0,001 -0,005 | | | 0,001 -0,005 |
| downlbov:l(Age2) | | | 0,00002 -0,00004 | | | 0,00001 -0,00004 |
| downlbov:E | | | -0,0004*** -0,0001 | | | -0,0001 -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -3.459 -5.208 | | | -1.403 -2.908 |
| downlbov:l(PartAc2) | | | 2.451 -3.102 | | | 1.156 -1.740 |
| Ret | | 0,541*** -0,161 | 0,553*** -0,162 | | 1,093*** -0,085 | 1,102*** -0,085 |
| Constant | 3,248*** -0,063 | -24,011*** -4.280 | -24,263*** -4.311 | | | |
| Investor Fixed effects? | No | No | No | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | No | No | No | No | No | No |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 152.985 | 145.700 | 145.700 | 152.985 | 145.700 | 145.700 |
| R2 | 0,0002 | 0,041 | 0,041 | 0,822 | 0,824 | 0,824 |
| Adjusted R2 | 0,0002 | 0,041 | 0,041 | 0,813 | 0,814 | 0,814 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 12 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV = 100% em todos os meses – Brasil - 2019

| Variáveis dependentes | | | | | | |
|--|----------------------|-----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------------|---------------------|
| Logins únicos - investidores com RV = 100% em todos os meses | | | | | | |
| | r1 | r2 | r3 | r4 | r5 | r6 |
| downlbov | -0.160*** (0.015) | -0.107*** (0.023) | -0.126 (0.168) | -0.160** (0.015) | * -0.064** (0.019) | * -0.080 (0.166) |
| factor(Gender)M | | 1.506*** (0.158) | 1.522*** (0.159) | | | |
| Age | | 0.136*** (0.033) | 0.136*** (0.033) | | | |
| l(Age2) | | -0.001*** (0.0003) | -0.001*** (0.0003) | | | |
| E | | 0.011** (0.005) | 0.010** (0.005) | | 0.004** (0.002) | 0.004** (0.002) |
| PartAc | | (0.000) | (0.000) | | (0.000) | (0.000) |
| l(PartAc2) | | (0.000) | -2.994*** (0.844) | | (0.000) | (0.000) |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0.053 (0.037) | | | -0.048 (0.037) |
| downlbov:Age | | | -0.0001 (0.006) | | | -0.0002 (0.006) |
| downlbov:l(Age2) | | | 0.00002 (0.0001) | | | 0.00002 (0.0001) |
| downlbov:E | | | 0.001** (0.0004) | | | 0.0001 (0.0002) |
| downlbov:PartAc | | | (0.000) | | | (0.000) |
| downlbov:l(PartAc2) | | | (0.000) | | | (0.000) |
| Ret | | 0.451** (0.225) | 0.451** (0.225) | | 1.114*** (0.114) | 1.112*** (0.114) |
| Constant | 3.104*** (0.079) | -2.999*** (0.842) | (0.000) | | | |
| Investor Fixed effects? | No | No | No | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | No | No | No | No | No | No |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 95.256 | 90.720 | 90.720 | 95.256 | 90.720 | 90.720 |
| R2 | 0.0002 | 0.049 | 0.049 | 0.814 | 0.817 | 0.817 |
| Adjusted R2 | 0.0002 | 0.049 | 0.049 | 0.805 | 0.807 | 0.807 |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Além desta relação, os resultados das regressões também mostraram que existe uma relação negativa para todas as amostras entre a Atenção Financeira e a baixa do Ibovespa, isto é, quando o Ibovespa tem retorno negativo em um mês, a tendência é que os investidores deem menos atenção a seus investimentos. Este resultado é congruente com os resultados encontrados para a análise agregada neste trabalho. Há de ser ressaltado que em todos os casos aqui, a significância teve o maior nível possível ($p < 0,001$).

Outras análises foram feitas nas regressões, mostrando por exemplo que homens e pessoas com mais idade prestam maior nível de Atenção Financeira do que as mulheres e pessoas com menos idade em nossas amostras (sempre com $p < 0,001$). O fato da regressão apontar um coeficiente da idade ao quadrado negativo significa que existe um ponto ótimo para o aumento de logins em função da idade, isto é, a função é crescente até certa idade intermediária, e depois torna-se decrescente. O mesmo comportamento ocorre com o percentual de ações, conforme foi demonstrado via gráficos 2 e 3.

Quanto a relação do nível de Atenção Financeira frente ao Estoque, encontramos que o investidor dá mais Atenção Financeira conforme tem mais dinheiro investido.

Ao todo, para cada amostra, foram 6 regressões, conforme descrevemos a seguir: A primeira (r1) foi feita apenas entre logins e a baixa do Ibovespa (*dummy* igual a 1 se Ibovespa foi negativo no mês anterior). A segunda (r2) acrescenta as demais variáveis que já explicamos aqui. A terceira (r3) incluímos algumas interações, desejando observar se o fato do índice estar negativo no mês anterior adiciona algum impacto marginal em função das demais características. Isto quer dizer que, quando existe a significância estatística, o fato do índice ser negativo no mês anterior aumenta a relação geral já existente entre o número de logins e as demais variáveis. Para as regressões 4, 5 e 6 (r4, r5 e r6), existe a adição dos efeitos fixos do investidor, o que acrescenta robustez a regressão. Isto quer dizer que são levadas em consideração as características específicas de cada investidor, mesmo que estas características não são mensuráveis; isto é o que chamamos de heterogeneidade não observada. Com isto, usar as variáveis relacionadas ao investidor (gênero, idade) na regressão torna-se sem sentido. O interessante é que ainda assim, as regressões e seus erros-padrão permanecem estatisticamente robustos.

Vale dizer também que todas as regressões foram clusterizadas a nível do investidor.

Por último, ainda montamos as mesmas regressões considerando não apenas efeitos fixos do investidor, mas também dos meses. Os resultados permaneceram estatisticamente significativos, e nos mesmo sentido dos anteriores. São apresentados abaixo.

Tabela 13 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações ao quadrado, e retorno - todos os investidores - Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | |
|--------------------------|---------------------------------------|---------------------|---------------------|
| | Logins únicos - todos os investidores | | |
| | r1 | r2 | r3 |
| downlbov | -0,096*** -0,011 | -0,110*** -0,015 | -0,190** -0,094 |
| factor(Gender)M | | | |
| Age | | | |
| l(Age2) | | | |
| E | | 0,003*** -0,001 | 0,003*** -0,001 |
| PartAc | | 8,213*** -0,667 | 8,380*** -0,668 |
| l(PartAc2) | | -6,590*** -0,558 | -6,784*** -0,56 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,040* -0,021 |
| downlbov:Age | | | 0,001 -0,004 |
| downlbov:l(Age2) | | | 0,00001 -0,00003 |
| downlbov:E | | | -0,0002* -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -0,720*** -0,159 |
| downlbov:l(PartAc2) | | | 0,780*** -0,156 |
| Ret | | 0,194** -0,082 | 0,258*** -0,085 |
| Investor Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 276.885 | 263.700 | 263.700 |
| R2 | 0,801 | 0,804 | 0,804 |
| Adjusted R2 | 0,791 | 0,794 | 0,794 |
| ===== | ===== | ===== | ===== |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 14 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV > 0 em todos os meses – Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | |
|--------------------------|---|---------------------|---------------------|
| | Logins únicos - investidores com RV > 0 em todos os meses | | |
| | r1 | r2 | r3 |
| downlbov | -0,075*** -0,014 | -0,065*** -0,019 | -0,068 -0,153 |
| factor(Gender)M | | | |
| Age | | | |
| l(Age2) | | | |
| E | | 0,002** -0,001 | 0,002** -0,001 |
| PartAc | | 6,276*** -0,974 | 6,522*** -0,978 |
| l(PartAc2) | | -5,138*** -0,764 | -5,397*** -0,767 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,064** -0,027 |
| downlbov:Age | | | 0,002 -0,005 |
| downlbov:l(Age2) | | | 0,00001 -0,00004 |
| downlbov:E | | | -0,0001 -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -1,108*** -0,264 |
| downlbov:l(PartAc2) | | | 1,081*** -0,22 |
| Ret | | 0,262*** -0,088 | 0,317*** -0,089 |
| Investor Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 198.009 | 188.580 | 188.580 |
| R2 | 0,815 | 0,817 | 0,817 |
| Adjusted R2 | 0,806 | 0,808 | 0,808 |
| ===== | ===== | ===== | ===== |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 15 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV > 50% em todos os meses – Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | |
|--------------------------|---|---------------------|---------------------|
| | Logins únicos - investidores com RV > 50% em todos os meses | | |
| | r1 | r2 | r3 |
| downlbov | -0,053*** -0,015 | -0,03 -0,02 | 0,216 -1.184 |
| factor(Gender)M | | | |
| Age | | | |
| I(Age2) | | | |
| E | | 0,001* -0,001 | 0,001* -0,001 |
| PartAc | | 14,067*** -5.178 | 14,142*** -5.402 |
| I(PartAc2) | | -9,032*** -3.194 | -9,160*** -3.317 |
| downlbov:factor(Gender)M | | | -0,057** -0,029 |
| downlbov:Age | | | 0,001 -0,005 |
| downlbov:I(Age2) | | | 0,00001 -0,00004 |
| downlbov:E | | | -0,0001 -0,0001 |
| downlbov:PartAc | | | -1.422 -2.901 |
| downlbov:I(PartAc2) | | | 1.133 -1.736 |
| Ret | | 0,349*** -0,091 | 0,358*** -0,091 |
| Investor Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 152.985 | 145.700 | 145.700 |
| R2 | 0,824 | 0,826 | 0,826 |
| Adjusted R2 | 0,816 | 0,817 | 0,817 |
| ===== | ===== | ===== | ===== |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 16 - Retorno e Atenção Financeira: Regressão do número de logins únicos individualizados contra a baixa do Ibovespa, gênero, idade, idade ao quadrado, estoque, participação de ações em quadrado, e retorno - investidores com RV = 100% em todos os meses - Brasil - 2019

| | Variáveis dependentes | | |
|--------------------------|--|---------|---------|
| | Logins únicos - investidores com RV = 100% em todos os meses | | |
| | r1 | r2 | r3 |
| downIbov | -0,036* | -0,003 | -0,014 |
| | -0,019 | -0,026 | -0,167 |
| factor(Gender)M | | | |
| Age | | | |
| I(Age2) | | | |
| E | | 0,004** | 0,004** |
| | | -0,002 | -0,002 |
| PartAc | | 0 | 0 |
| I(PartAc2) | | 0 | 0 |
| downIbov:factor(Gender)M | | | -0,052 |
| | | | -0,037 |
| downIbov:Age | | | -0,0003 |
| | | | -0,006 |
| downIbov:I(Age2) | | | 0,00002 |
| | | | -0,0001 |
| downIbov:E | | | 0,00003 |
| | | | -0,0002 |
| downIbov:PartAc | | | 0 |
| downIbov:I(PartAc2) | | | 0 |
| Ret | | 0,293** | 0,291** |
| | | -0,124 | -0,124 |
| Investor Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Month Fixed effects? | Yes | Yes | Yes |
| Investor Clustered? | Yes | Yes | Yes |
| Observations | 95.256 | 90.720 | 90.720 |
| R2 | 0,817 | 0,819 | 0,819 |
| Adjusted R2 | 0,808 | 0,81 | 0,81 |
| ===== | ===== | ===== | ===== |

Fonte: Corretora no Brasil

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

5 CONCLUSÕES

O avanço recente da tecnologia permite termos uma medida quantificada de Atenção Financeira, que é pelo número de *logins* que os usuários de uma Corretora ou Casa de Investimentos efetuam em seu *website*, que por sua vez contém Relatórios de Análise de diversos tipos, como análise fundamentalista de ações de empresas, análise de cenário macroeconômico, análises gráficas e técnicas de mercado, etc. O fato do usuário entrar no *website* da empresa representa, segundo Cai e Lu (2019) e Sicherman et al. (2016), não apenas que ele vai efetuar negociações, mas também que pode acessar simplesmente na busca por informações.

Nossos resultados corroboram a existência do Efeito Avestruz, identificando que os investidores entram menos no site quando os retornos passados do Ibovespa são menores e quando a volatilidade é alta. Estes resultados são mostrados a nível agregado dos investidores, isto é, quando olhamos a soma de todos eles em conjunto; mas também encontramos as evidências do Efeito Avestruz a nível individual dos investidores, isto é, olhando investidor a investidor, encontrando que o retorno negativo do Ibovespa tem relação inversamente proporcional com o número de vezes que o investidor entra no site no mês.

Encontramos também evidências de que o retorno individual do investidor tem relação com a Atenção Financeira que ele presta a seus investimentos. Esta evidência foi significativa em todos os trechos de amostra analisados, isto é: todos os investidores, investidores com RV (renda variável ou ações) > 0 , investidores com RV $> 50\%$ e investidores com RV $= 100\%$.

REFERÊNCIAS

ASTORINO, Eduardo Sanchez et al. Variance Premium and Implied Volatility in a Low-Liquidity Option Market. *Revista Brasileira de Economia*, v. 71, n. 1, p. 3-228, Mar. 2017

BARBER, Brad; ODEAN, Terrance. All That Glitters: The Effect of Attention and News on the Buying Behavior of Individual and Institutional Investors. *The Review of Financial Studies*, v. 21, n. 2, p.785-818, 2008

CAI, Wenwu; LU, Jing, Investors' financial attention frequency and trading activity. *Pacific-Basin Finance Journal*, 58, 101239, 2019

CHU, Zhong; Wang, Zhengwei; Xiao, Jing Jian; Zhang, Weiqiang. Financial Literacy, Portfolio Choice and Financial Well-Being. *Social Indicators Research*, 132, p. 799-820, DOI 10.1007/s11205-016-1309-2, 2017

GALAI, Dan; SADE, Orly. The "Ostrich Effect" and the Relationship between the Liquidity and the Yields of Financial Assets. *The Journal of Business*, v. 79, n.5, p. 2741-2760, 2006

KAHNEMAN, Daniel.; TVERSKY, Amos. An analysis of decision under risk. *Econometrica*, v. 47, n. 2, p. 263-292, Mar. 1979.

KARLSSON, Niklas; LOEWENSTEIN, George; SEPPI, Duane. The ostrich effect: Selective attention to information. *Journal of Risk and Uncertainty*, 38: p. 95-115, 2009

SICHERMAN, Nachum; et al. Financial Attention. *The Review of Financial Studies*, v. 29, n. 4, p. 863-897, 2016

SIMS, Christopher. Implications of rational inattention. *Journal of Monetary Economics* 50:665-690, 2003

SLOVIC, Paul. Psychological Study of Human Judgment: Implications for Investment Decision Making. *The Journal of Finance*, v. 27, n. 4, p. 779-799, Set. 1972

SOUZA, Heloisa E.; Barbedo, Claudio H. S.; Araújo, Gustavo S.. Does Investor Attention Affect Trading Volume In The Brazilian Stock Market? *Working Papers – Banco Central do Brasil*, n.472, p. 1-23, 2018

STALNACKE, Oscar. Individual investors' information use, subjective explanations, and portfolio risk and return. *The European Journal of Finance*, DOI: 10.1080/1351847X.2019.1592769, 2019

TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. Advances in Prospect Theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, v. 5, n. 4, p. 297-323, 1992

TESOURO DIRETO. *Preços e taxas de referência dos títulos públicos disponíveis para investir*. Disponível em <<http://www.tesouro.fazenda.gov.br/tesouro-direto-precos-e-taxas-dos-titulos>>. Acesso em 11 mar. 2019

XP INVESTIMENTOS. *Manual de Precificação do Grupo XP Investimentos*. Disponível em <<https://institucional.xpi.com.br/documentos/manual-de-precificacao-xp-v5.pdf>>. Acesso em 13/mar/2019

YANG, Wenting; MA, Jianhong; CHEN, Hezhi; MAGLIONE, Anton G; MODICA Enrica; ROSSI, Dario; CARTOCCI, Giulia; BONAIUTO, Marino; and BABILONI, Fabio. Good News or Bad News, Which Do You Want First? The Importance of the Sequence and Organization of Information for Financial Decision-Making: A Neuro-Electrical Imaging Study. *Frontiers in Human Neuroscience*, v. 12, article 294, doi: 10.3389/fnhum.2018.00294, 2018.

ZHAO, Ruwei; XIONG, Xiong; SHEN, Dehua. Investor attention and performance of IPO firms: Evidence from online searches. *Physica A*, v. 508, p. 342-348, 2018