FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV-RJ)

ESCOLA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA (EPGE)

MESTRADO PROFISSIONAL EM

FINANÇAS E ECONOMIA EMPRESARIAL (MFEE)

QUAL É O PREÇO DA AÇÃO-LOTERIA?

Professor Orientador

Marcelo de Sales Pessoa

Eduardo Nogueira de Igreja

Rio de Janeiro, 19 de dezembro de 2017

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV-RJ)

EDUARDO NOGUEIRA DE IGREJA

QUAL É O PREÇO DA AÇÃO-LOTERIA?

Dissertação apresentada ao Mestrado Profissional em Finanças e Economia Empresarial da Fundação Getúlio Vargas como pré-requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial.

Orientador: Marcelo de Sales Pessoa

Co-orientador: Axel Andre Simonsen

Rio de Janeiro/RJ

2017

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mario Henrique Simonsen/FGV

Igreja, Eduardo Nogueira de
Qual é o preço da ação-loteria? / Eduardo Nogueira de Igreja. – 2017.
47 f.

Dissertação (mestrado) - Fundação Getulio Vargas, Escola de Pós-Graduação em Economia.
Orientador: Marcelo de Sales Pessoa.
Coorientador: Axel Andre Simonsen.
Inclui bibliografia.

1. Finanças pessoais. 2. Investidores (Finanças). 3. Processo decisório. I. Pessoa, Marcelo de Sales, 1983-. II. Simonsen, Axel André. III. Fundação Getulio Vargas. Escola de Pós-Graduação em Economia. IV. Título.

CDD – 332.024

FGV

EDUARDO NOGUEIRA DE IGREJA

"QUAL É O PREÇO DA AÇÃO-LOTERIA?".

Dissertação apresentado(a) ao Curso de Mestrado Profissional em Economia Empresarial e Finanças do(a) Escola de Pós-Graduação em Economia para obtenção do grau de Mestre(a) em Economia Empresarial e Finança.

Data da defesa: 19/12/2017

ASSINATURA DOS MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

Marcelo de Sales Pessoa
Orientador(a)

Axel André Simonsen
Co-Orientador(a)

Daniela Kubudi Glasman

Edson Daniel Lopes Gonçalves

RESUMO

Ação-loteria é definida como uma ação que apresenta uma pequena probabilidade de alcançar um grande retorno positivo. Se os investidores possuem função utilidade segundo a Teoria da Perspectiva (Prospect Theory) de Kahneman e Tversky (1979), estes investidores sobre-estimam pequenas probabilidades. Outro viés comportamental pode ocorrer quando investidores, ao analisarem em retrospecto um período de dados, utilizam a heurística do pico-fim, concentrando-se nos momentos de máxima magnitude (PICO) e no final da amostra (fim). Vender o primeiro quartil de ações ordenadas por PICO de retorno diário no mês anterior (as 25% que obtiveram os maiores PICOS) e comprar o último quartil (as 25% com menores PICOS) é uma estratégia com ganhos estatisticamente significantes (t-estatístico de 2,38) no período de 2000 a 2017 no mercado de ações brasileiro. Os resultados não são explicados pelo modelo de Três Fatores de Fama-French (alfa de 6,5% ao ano), momento, assimetria, volatilidade, ou múltiplos tradicionalmente associados a valor, como razão lucro-preço e preço-valor patrimonial.

Palavras-chave: efeito pico-fim, ação-loteria, teoria da perspectiva, finanças comportamentais.

ABSTRACT

A lottery-type stock is a stock that presents a small probability of achieving a big positive return. If investors have utility functions based on Kahneman and Tversky's Prospect Theory, they overestimate low probabilities. Other behavioral bias may occur when investors, analyzing data sample in retrospective, use peak-end rule, focusing their attention in the maximum point (PEAK) and at the end of sample (end). Sell the first quartile of stocks ranked by PEAK of daily returns in the last month (the 25% which had the higher PEAKS) and buy the last quartile of stocks (the 25% which had the lower PEAKS) is a profitable strategy with statistical significance (t-statistic of 2,38) in the 2000-2017 data sample of Brazilian stock market. These findings are not explained by 3-factor model of Fama-French (6,5% alpha), momentum, skewness, volatility, or traditional value-indicators, such as price-to-earnings and book-to-market ratio.

Keywords*: peak-end rule, lottery-type stocks, prospect theory, behavioral finance.*

SUMÁRIO

ÍNDICE DE FIGURAS **6**

ÍNDICE DE TABELAS **7**

LISTA DE SIGLAS **8**

1 - INTRODUÇÃO **9**

2 – REVISÃO DA LITERATURA **12**

3.1 – TEORIA DA PERSPECTIVA 13
3.2 – PREFERÊNCIA POR ASSIMETRIA 15
3.3 – EFEITO PICO-FIM 16
3.4 – LIMITES PARA ARBITRAGEM 17

3 – BASE DE DADOS **19**

4 – METODOLOGIA **20**

4.1 – FATORES CONSTRUÍDOS 23

5 – RESULTADOS **25**

5.1 – RESULTADOS ESTRATÉGIA PICO ORIGINAL 25
5.2 – ANÁLISE DOS CUSTOS 31
5.3 – CONTROLE DE VARIÁVEIS EXPLICATIVAS 35
5.3.1 – PICO E FATORES FAMA E FRENCH 35
5.3.2 – PICO E MOMENTO 36
5.3.3 – PICO E ASSIMETRIA 35
5.3.2 – PICO E BAIXA VOLATILIDADE 36
5.3.1 – PICO E REVERSÃO À MÉDIA DE CURTO PRAZO 35
5.3.2 – PICO E MOMENTO 36
5.4 – ALTERAÇÃO DE PREFERÊNCIA EM CRISES 40
5.5 – TESTES DE ROBUSTEZ 41

6 – CONCLUSÃO **43**

7 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS **44**

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Utilidade segundo Teoria da Perspectiva 14
Figura 2 – Percepção de probabilidade 15
Figura 3 – Número de ações elegíveis..... 20
Figura 4 – Identificação do PICO (N igual a 1) 21
Figura 5 – Evolução da taxa CDI anualizada 22
Figura 6 – Retorno acumulado por quantis 26
Figura 7 – Retorno acumulado da estratégia de PICO 28
Figura 8 – Razão entre a pior perda (maxDD) e a volatilidade ano a ano 29
Figura 9 – Retornos acumulados de 5 e 10 meses..... 30
Figura 10 – Histograma dos retornos acumulados de 5 e 10 meses..... 31
Figura 11 – Giro (ou Turn Over) da carteira..... 32
Figura 12 – Excesso percentual de caixa..... 33

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Filtros utilizados na seleção dos dados do Economática..... 19
Tabela 2 – Performance por quantis da estratégia de PICO..... 26
Tabela 3 - Estatísticas de desempenho ano a ano da estratégia de PICO..... 27
Tabela 4 - Impacto dos custos..... 34
Tabela 5 - Coeficientes da regressão nos Três Fatores de Fama e French..... 35
Tabela 6 - Coeficientes da regressão nos fatores de Momento, Assimetria e Volatilidade 40

LISTA DE SIGLAS

PICO: maior retorno diário obtido por uma ação em um período

PT: Prospect Theory (Teoria da Perspectiva)

IBOVESPA: Índice da Bolsa de Valores de São Paulo

SMB: small minus big (retornos de pequenas empresas em relação a grandes empresas)

BETA: coeficiente de dependência dos retornos em relação ao retorno do mercado

MáxDD: maxdrawdown (pior perda)

1 - INTRODUÇÃO

Durante muitas décadas, o comportamento dos investidores foi considerado racional por praticamente todas as teorias econômicas. Inevitavelmente conflitante, no dia a dia temos dezenas de provas de que as ações realizadas diferem das planejadas – vide as promessas de mais exercícios físicos, controle da alimentação saudável e valores de poupança para aposentadoria. No campo de finanças, há diversos viéses que distanciam a realidade da completa atitude racional, onde Shiller (2000), Odean e Terrance (1998), Shefrin et al (1985 e 2000), são boas referências. Esses comportamentos envolvem a minimização de arrependimento, ênfase na recenticidade, efeito manada, tendência em realizar ganhos e postergar perdas, ancoragem, excesso de confiança, entre outros documentados.

Diversos artigos contestaram a hipótese de racionalidade, dentre os quais Barberis e Thaler (2003), Barber e Odean (2000), Baker e Nofsinger (2002), De Bondt e Thaler (1985, 1987 e 1989), De Bondt (1998) e Kahneman e Tversky (1973, 1979 e 1984) possuem um caráter sobretudo comportamental. Devido à incapacidade de explicar diversas anomalias que os viéses comportamentais implicavam no mercado, viu-se a necessidade de adotar modelos mais realistas de tomada de decisão.

Estudos em psicologia têm obtido resultados que invalidam a hipótese de completa racionalidade, mostrando que o cérebro é limitado para a quantidade de decisões que precisamos tomar em cenários de incerteza. Evolutivamente, atalhos mentais, alcunhados heurísticas, tornaram-se importantes para que o cérebro pudesse reagir quase instantaneamente a situações de risco que se apresentavam. As heurísticas são, por definição, um atalho no processamento cerebral em que há menor dispêndio energético e maior velocidade de processamento ao eliminar complexidades para lidar com a incerteza. Essas heurísticas eram fundamentais para a sobrevivência do Homo-Sapiens.

No entanto, o uso dessas heurísticas para decisões financeiras pode ser responsável pela extinção do Homo-Economicus. Por não haver controle preciso e constante de como o cérebro executa algumas dessas heurísticas, os seres humanos estão sujeitos a vários tipos de viéses comportamentais. As teorias de Finanças Comportamentais vêm preenchendo essa lacuna ao avaliar diversos desses efeitos e ao assumir hipóteses mais realistas, onde há limitação cognitiva. A aplicação dessas teorias psicológicas no âmbito de finanças, contudo, só é possível porque diversos processos cerebrais não apenas confrontam a racionalidade em algumas ocasiões, mas apresentam desvios sistematicamente previsíveis.

Kahneman e Tversky estudaram dezenas de viéses comportamentais e propuseram, em 1979, um modelo de função utilidade em que as pessoas são avessas ao risco quando apresentadas a problemas que julgam como ganhos e propensas ao risco quando o problema apresentado se configura como uma perda. Essa dependência do referencial, ou da perspectiva, deu o nome à teoria: Teoria da Perspectiva (Prospect Theory), que seria laureada com o Prêmio Nobel de Economia, em 2002.

Segundo a Teoria da Perspectiva, não somente os investidores têm aversão diferentes relativamente a ganhos e a perdas, bem como julgam equivocadamente pequenas probabilidades. Como consequências disso, não sabem mensurar corretamente a probabilidade de eventos catastróficos e são tentados a pagar além do justo por seguros. Por outro lado, não sabem lidar com a pequena probabilidade de ganhar em uma loteria e, por isso, compram bilhetes que possuem valor esperado menor que seu preço.

O fato mais interessante no comportamento de loterias é que a maioria das pessoas não ignora o fato do valor esperado ser negativo, de acordo com a experiência empírica e em linha com Thaler e Ziemba (1988). Do ponto de vista racional, sob a Teoria da Utilidade Esperada, de Von Neumann e Morgenstern, nenhuma loteria deveria ser jogada por um agente avesso ao risco, a menos que o prêmio pago superasse o produto do preço pelo inverso da probabilidade de vencer – o que poderia acontecer em algumas poucas ocasiões, como na Mega Sena de fim ano. No entanto, há uma motivação para os investidores assumirem essa pequena probabilidade de ganhar o valor assimétrico positivo de uma loteria, a despeito da negatividade dessa estratégia.

Essa preferência por assimetria positiva é documentada em diversos artigos, tais como Barberis (2008), Kumar (2009), Mitton,Vorkink (2016), Albuquerque (2012), Amaya et al (2012) e Bali, Cakici, Whitelaw (2010). Estes autores citam, entre outras evidências, a tendência humana em apostar e a necessidade de acrescentar um componente de assimetria às teorias de média e variância, de acordo também com Arditti (1967), Kraus e Litzenberg (1976) e Kane (1982). Há ainda outro efeito, pois a baixa probabilidade que o jogador tem de vencer a loteria o retira da probabilidade zero que teria caso não jogasse. Isso permite sonhar com o prêmio, distorcendo a minúscula probabilidade de que isso de fato se concretize.

No mercado de ações, podemos esperar que os investidores sejam mais racionais? Se acreditarmos que alguns processos de tomada de decisão são fortemente influenciados por impulsos automáticos, como o sistema 1 referido por Kahneman em seu livro “Thinking: fast and slow”, e que há incidência de viéses comportamentais, então a resposta é que

provavelmente não. Em uma visão mais conservadora, poderíamos considerar que investidores e profissionais qualificados estão em um nível superior de auto conhecimento e de identificação de diversos viéses devido à experiência. No entanto, não estão imunes às heurísticas e aos viéses de julgamento e, ainda que estivessem imunes a esses equívocos, uma parcela de investidores individuais do mercado provavelmente não estaria, em linha com Barberis e Huang (2008) e Brunnermeier et al (2007). Os viéses comportamentais e as distorções de probabilidade, portanto, influenciam os métodos de precificação. Consequentemente, esperamos que ações com características de loteria sejam sobre-precificadas.

O objetivo desse trabalho é verificar se há retorno anormal para a estratégia de vender loterias no mercado de ações brasileiro. Para uma ação A, se o maior retorno diário computado no mês anterior foi de 8%, dizemos que A teve 8% de PICO. Ao ordenarmos as ações de acordo com os PICOS temos uma métrica baseada na heurística do pico-fim para a identificação das ações com característica de loteria.

Amaya et al (2012) abordaram o efeito loteria do ponto de vista da assimetria, mostrando que ações com maior assimetria (calculada como o terceiro momento amostral da distribuição de retornos) tornam-se sobre-precificadas pelo mercado e possuem retorno esperado menor. Nossa abordagem difere deste artigo pois, apesar de os PICOS de retornos contribuírem para uma assimetria positiva no período de estimação, os dois efeitos são independentes. Isso pôde ser comprovado após controle dos retornos no fator de assimetria construído. Em outras palavras, o efeito anteriormente estudado de que a assimetria realizada prevê os subsequentes retornos de ações não foi capaz de explicar a existência da anomalia do PICO. As distorções causadas pela regra do pico-fim constituem, dessa forma, um efeito independente na precificação das ações-loteria.

Investidores podem abrir mão de diversificação de seus portfólios para maximizar utilidade segundo a Teoria da Perspectiva, adquirindo ações com características de loteria. De fato, o perfil esperado por eles pode se concretizar, com as ações-loteria mantendo o caráter loteria no período subsequente, ao apresentarem picos de retornos, a despeito de menores retornos totais no período (Bali, Cakici e Whitelaw, 2010). Esses autores mostraram que cerca de 35% das vezes as ações que pertenciam ao primeiro decil de PICOS de retornos ficaram novamente no primeiro decil no mês seguinte e que pelo menos 70% das vezes ficaram nos três primeiros decis no próximo período. Em nosso estudo com ações brasileiras, na média, 31% das vezes as ações do maior quartil se mantiveram no maior quartil de PICO no período

seguinte. Também para o Brasil, as ações loteria entregaram PICOS ao preço de retorno esperado menor. Qual é o preço da ação-loteria?

Na segunda seção do artigo, faremos uma contextualização dos efeitos comportamentais mais relevantes para a metodologia escolhida: a Teoria da Perspectiva (Prospect Theory), a preferência por assimetria e o efeito pico-fim. Na última parte dessa seção abordaremos o conceito de Limites para Arbitragens, que permitirá diferenciar prêmio de risco de anomalia de mercado persistente e, por isso, está diretamente relacionado com as Finanças Comportamentais e as teorias de eficiência de mercado. Na terceira seção abordaremos a montagem e organização dos dados para as ações brasileiras. Na seção seguinte, exibiremos os principais resultados e confrontaremos com aqueles obtidos por Bali, Cakici e Whitelaw (2010) para o mercado de ações americano. Nessa parte, também estudaremos se a propensão por loterias difere significativamente em épocas de crise. Na quinta seção faremos o controle por outros fatores explicativos dos retornos para verificar robustez e validar a significância encontrada. Na última seção, finalizaremos com as conclusões e contribuições do trabalho para a literatura, ressaltando que, até onde sabemos, este é o primeiro artigo a associar o efeito do pico-fim, um efeito até então do campo da psicologia, a análises em retrospectiva feitas no mercado de ações.

2 – REVISÃO DA LITERATURA

A sequência lógica e a interpretação dos efeitos comportamentais deste artigo podem ser compreendidas com base, sobretudo, em quatro idéias-chave das finanças comportamentais.

A primeira delas é a Teoria da Perspectiva, que introduziu o viés na mensuração de baixas probabilidades, o que pode ajudar a explicar a atratividade por loterias.

A segunda é a preferência por assimetria, que corrobora o primeiro na direção de apostas em loterias. Ainda que o valor esperado líquido de um jogo seja negativo, é possível encontrar jogadores racionais (com função utilidade consistente, ou não contraditória) que aceitem jogar, se suas funções utilidade levarem em conta assimetria, além de valor esperado e variância.

A terceira é o efeito do pico-fim, que aborda a heurística cerebral de avaliar períodos em retrospectiva baseado no momento de maior relevância (PICO) e no final da amostra (fim). As memórias seriam, portanto, viesadas de acordo com esses dois momentos.

Finalmente, o quarto tópico traz o conceito de Limites para Arbitragens. Nessa linha, mostraremos que é possível existir uma anomalia de mercado persistente em um mercado com

investidores racionais, desde que esse mercado possua restrições. Os limites para arbitragem também permitem avaliar o impacto dos custos e fricções, tornando possível separar o efeito academicamente estudado de sua possível aplicação no mercado financeiro.

2.1 – Teoria da perspectiva

Proposta por Kahneman e Tversky (1979), estabelece que a aversão ou propensão ao risco em um jogo é dependente do enquadramento deste jogo como ganho ou como perda. Se uma aposta é vista como uma possibilidade de ganho, estamos mais dispostos a abrir mão dessa aposta por um valor certo, mesmo inferior ao valor esperado do jogo (aversão ao risco). Se a aposta, ao contrário, é vista como uma possibilidade de perda, estamos mais dispostos a jogar do que aceitar pagar de antemão um valor, mesmo que inferior ao valor esperado do jogo. Essa dependência do referencial, ou da perspectiva, deu o nome à teoria: Teoria da Perspectiva.

Em ambos os enquadramentos, as decisões são irracionais pelas teorias convencionais. Se nos oferecessem um valor igual ao esperado do jogo, deveríamos ser indiferentes quanto a jogar. Porém, somos avessos à incerteza, preferimos menos variância a mais variância. Ainda, o efeito certeza (ganho imediato, com 100% de chance) se manifesta quando aceitamos valores inferiores para assegurar o ganho e não jogar. Estamos, nesse caso, sendo avessos ao risco. Por outro lado, quando podemos pagar de antemão um valor certo inferior ao esperado da perda para não jogar e rejeitamos a proposta, também estamos sendo irracionais. Assumir uma perda é uma dificuldade do comportamento humano, nos levando a propensão ao risco na perspectiva de perdas.

Kahneman e Tversky concluíram que a função utilidade média das pessoas deveria ser côncava para ganhos (aversão ao risco) e convexa para perdas (propensão ao risco). Além disso, observaram que os desvios relativos aos valores esperados eram diferentes quando se tratava de ganhos e de perdas. Isso os levou a concluir, também, que nos penalizamos mais por uma perda do que nos gratificamos por um ganho de mesma magnitude. Em termos de função utilidade, a convexidade da aversão ao risco é maior para perdas do que para ganhos. A FIG-1 mostra uma possível função utilidade segundo a Teoria da Perspectiva.

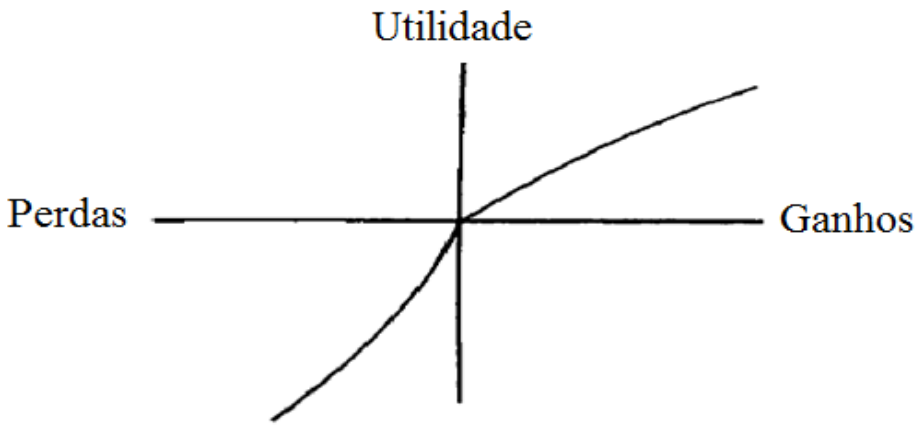

FIG 1 – Forma de uma Função Utilidade segundo Prospect Theory

Outro ponto abordado na Teoria da Perspectiva foi que as pessoas não lidam corretamente com probabildades baixas. Nas proximidades de probabilidade nula e de probabilidade integral há uma espécie de efeito-borda, em que os valores se distorcem, como pode ser observado na FIG-2. Esse efeito também é discutido em Barberis e Huang (2008). No entanto, frequentemente precisamos lidar com probabilidades de pequena escala. Isso acarreta alguns comportamentos irracionais. Por exemplo, sentimos pânico em uma turbulência no avião que possui uma probabilidade de cerca de 1 para 11 milhões de terminar em um acidente fatal. Outra consequência é a propensão a assinar seguros com preços maiores que o valor justo calculado pela probabilidade do sinistro. Posteriormente, Kahneman e Tversky (1992) publicaram avanços na Teoria da Perspectiva, adequando avaliações de probabilidade diretamente sobre os impactos na utilidade, ao invés das probabilidades dos eventos.

Uma terceira consequência é a propensão a jogar em loterias que possuem probabilidade de 1 para 56 milhões de obter o ganho máximo e pagam apenas de um terço a um quarto desses milhões. Este último efeito é muitas vezes referido como tendência a apostar – ou gambling – e pode ser consultado em maiores detalhes em Slovic (1972). O autor compara apostadores com negociadores de mercados financeiros e evidencia uma série de semelhanças em atitudes e viéses comportamentais. Patel et al (1978), Kwang (1965), Hartley et al (2002) também são boas referências em tendência por loterias.

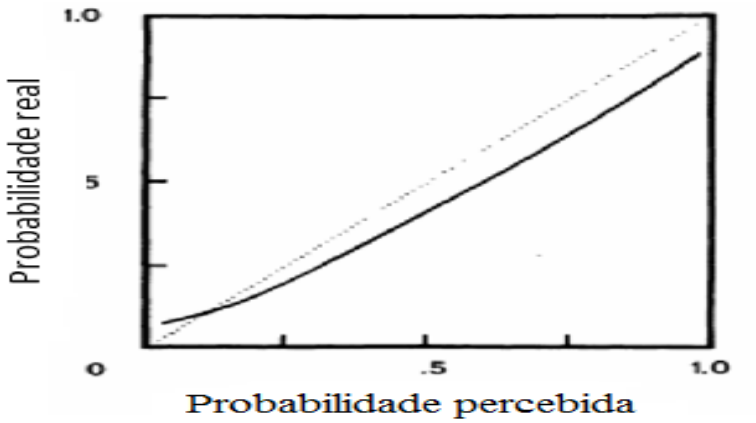

FIG 2 – Distorção de probabilidades segundo a Teoria da Perspectiva

2.2 – Preferência por assimetria

Scott e Horvath (1980) e Kane (1982) documentaram que os investirores possuem preferência por retorno esperado e assimetria de forma positiva (momentos ímpares), bem como preferência negativamente relacionada à variância e curtose (momentos pares). Dittmar (2002) estudou preferência por curtose. Boyer, Mitton e Vorkink (2010), Brunnermeier et al (2007), Chen e Wang (2011), Doane et al (2011), Garret e Sobel (1999) e Harvey e Siddique (2000) contribuíram para essa empolgante literatura de preferência por assimetria no campo das Finanças Comportamentais.

Jogos com assimetria positiva são preferidos relativamente a jogos com assimetria negativa. Para jogos com diferentes assimetrias e diferentes valores esperados, assimetria pode prevalecer, dependendo da função utilidade do jogador. Esse é exatamente o caso de loterias, onde o valor esperado é negativo e há grande assimetria positiva.

Investidores podem, ainda, abrir mão de diversificação (otimização por média-variância de Markowitz) para adquirir exposição à assimetria positiva (Bali, Cakaci e Whitelaw, 2010). Essa tendência faz com que ações de maior assimetria – terceiro momento amostral calculado sobre os retornos – sejam sobre-precificadas e ações de menor assimetria sejam sub-precificadas. Zhang (2013) relacionou efeitos de assimetria com métricas de valor, Narayan el al (2014) estudaram o impacto da assimetria na tomada de decisão. Goetzmann, William e Kumar (2004) também abordaram o tema de carteiras não completamente diversificadas.

Para o escopo de ações americanas, Amaya et al (2012) encontraram significância estatística ao nível de 99% para o efeito causado por assimetria. No Brasil, esse efeito não foi

confirmado nos nossos estudos, em contraste com Ricca, Almeida e Tessari (2015). No entanto, nossos métodos diferem ligeiramente no cálculo da assimetria, onde utilizamos o terceiro momento sobre os retornos diários, enquanto este autores utilizaram os resíduos da regressão em fatores explicativos do mercado (conhecido como assimetria idiossincrática).

2.3 – Efeito do pico-fim

O efeito do pico-fim foi proposto por Kahneman et al (1993) no artigo intitulado: "When more pain is preferred to less: adding a better end". Esse efeito estabelece que o cérebro é incapaz de fazer uma avaliação perfeita em retrospectiva, por isso adota uma heurística para ponderar principalmente o momento de maior relevância (PICO) e o momento final do evento a ser avaliado (fim). Na avaliação racional, a análise deveria ser uma média ponderada de todos os instantes, ou seja, uma integral no tempo sobre a função analisada. Mas o cérebro não calcula integrais de forma automática.

Devido às simplificações no processo de análise em retrospecto, nossas memórias tornam-se viesadas. O entendimento do efeito do pico-fim nos leva, então, a uma série de questões éticas. Tratamentos odontológicos que acrescentem dores desnecessárias, porém mais brandas, ao final das consultas são preferíveis para que guardemos melhores lembranças da ida ao dentista? Analogamente, procedimentos médicos que nos submetam a maiores traumas ao fim de procedimentos são, no final das contas, benéficos? Em todos esses casos podemos guardar melhores lembranças ao preço de maiores sofrimentos. Em todos esses casos impomos sofrimento ao "eu presente", mas conseguimos melhores memórias para o "eu lembrança". Qual é o verdadeiro "eu"? E o que é correto fazer?

Avaliar um evento pelo pico e pelo fim pode nos levar a conclusões inconsistentes com a racionalidade, como preferir mais dor total a menos dor total ao variarmos, ou manipularmos, os momentos de intensidade da dor (Kahneman et al, 1993). Citamos como esse efeito repercutiu eticamente em outros campos, em discussões éticas. E no mercado financeiro, quais as consequências de se avaliar um período de dados em retrospecto de forma viesada? Neste trabalho sugerimos que esse viés pode influenciar a precificação das ações. O efeito do pico-fim pode se manifestar ao sobre-estimarmos ações com grandes PICOS de retornos, o que chamamos de ações com características de loteria. Para evidenciar esse viés, pode ser construída uma estratégia de vender as loterias, aqui chamada de estratégia de PICO, que reflete a

magnitude dessa distorção no mercado. Estamos procurando, assim, saber qual é o preço das loterias no Brasil.

Até onde sabemos, o efeito do pico-fim é amplamente aceito no campo da psicologia, mas nunca foi utilizado como análise em retrospectiva de investidores no mercado financeiro. Consideramos essa extensão uma contribuição inédita para a literatura das Finanças Comportamentais e, dado os resultados obtidos, uma promissora avenida para pesquisas adicionais.

2.4 – Limites para arbitragem

Em um mercado eficiente, todos os preços refletem rapidamente a informação disponível e nenhuma estratégia técnica ou fundamentalista pode obter retornos positivos de forma consistente. Ainda, se alguns investidores atuam de forma não racional, porém descorrelacionada, seus resultados podem vir a se anular, novamente corroborando a hipótese de que o mercado negocie sempre próximo ao valor fundamental das suas ações. Para que o mercado se distancie do preço correto, é necessário que haja investidores tomando decisões não racionais de forma correlacionada. Nesse caso, ainda haveria a possibilidade de que qualquer erro de precificação fosse rapidamente corrigido por arbitradores, ou seja, pelos participantes racionais do mercado (Shleifer e Summers, 1990). O mercado continuaria eficiente.

Essa abordagem de eficiência considera, no entanto, que não há restrições para os arbritradores. Porém, Barberis e Thaler (2003) citam diversos fatores que podem impedir os arbitradores de agir e de ajustar os preços, entre eles, o risco fundamental (necessidade de cobrir a posição com um ativo substituto perfeitamente correlacionado, o que é, na prática, complicado), risco de negociantes ruidosos não racionais – noise-traders –, custos de transação e também limites regulatórios (devido à gestão de dinheiro de outrem pelas grandes instituições, sobretudo). Custos de transação e níveis de risco aos quais os arbitradores estão sujeitos também são referidos em Baker e Wurgler (2007), Lesmond et al (2004), Mitchell et al (2002) e Shleifer e Vishny (1997).

Se aceitarmos a hipótese de que há limites para a arbitragem, poderão coexistir anomalias de mercado e investidores racionais arbitradores. Isso permite a diferenciação de dois termos muito utilizados no âmbito financeiro e que, comumente, são também confundidos ou tratados de forma incorreta: prêmio de risco e anomalia de mercado.

Um prêmio de risco é uma compensação por algum risco ao qual um investidor não queira se submeter ou que não seja diversificável. É o caso, por exemplo, do prêmio de risco de ações – equity risk premium – em relação à renda fixa. Outros exemplos são as estratégias de carrego para moedas (risco de inflação), venda de volatilidade (risco de volatilidade) e estrutura a termo de commodities (risco de inventário). Em todos esses casos, é natural que haja uma compensação do mercado no longo prazo para o investidor que assume esses riscos. O prêmio de risco, sob essa definição, pode ser persistente no tempo e não caracteriza uma ineficiência.

Uma anomalia de mercado não é um prêmio racional, pois trata-se de um retorno positivo que um investidor obtém sem assumir riscos adicionais. Como exemplo, podemos citar as estratégias de momento (Jegadeesh e Titman, 1993), normalmente atribuídas ao efeito manada e reação em excesso dos agentes do mercado, embora também possa ser atribuído à iliquidez de alguns papéis que tardam a incorporar no preço o valor avaliado pelo mercado – nesse último caso, momento seria considerado um prêmio de risco (risco de liquidez) e não uma anomalia de mercado. Em outras palavras, uma anomalia é vista como uma ineficiência do mercado, algo que não deveria existir, pois seria esgotado assim que os investidores ficassem cientes. Isso explica porque várias anomalias relatadas nos anos 1970 e 1980 já não são verificadas com os dados atuais e está em linha com McLean (2013), que analisou retornos de 82 estratégias e mostrou que a média de retornos além da janela de estimação decai após a publicação dos artigos.

Quando há limites para arbitragem, como tradicionalmente ocorre nos mercados – restrição de vendas, custos de transação, custos de aluguel, etc –, algumas anomalias podem se tornar persistentes. Isso não significa que a anomalia seja um prêmio de risco, apenas significa que o mercado é incapaz de esgotá-la com as regras atuais. Conforme os mercados evoluem e, consequentemente, suas regulações se tornam mais complexas, algumas dessas anomalias podem ser neutralizadas por investidores eficientes e racionais.

No artigo em questão, abordamos o universo de ações brasileiras. Esse é um mercado com pouca liquidez para diversos papéis, sobretudo na ótica de grande fundos. Há ainda dificuldade de aluguel em diversos períodos, por isso espera-se que os custos de transação e os riscos envolvidos em não obter contra-parte exerçam influência significante nos limites para arbitragens. Por último, o Brasil possui historicamente elevadas taxas de juros, o que pode ser um grande inconveniente para estratégias que necessitem de caixa para manter alocação de riscos iguais nas pontas comprada e vendida. O critério de PICO trata de uma possível anomalia

e não de um prêmio de risco, mas é bastante provável que o mercado não consiga esgotá-la no momento em virtude das limitações apresentadas.

3 – BASE DE DADOS

Os dados utilizados neste trabalho são de ações brasileiras no período de janeiro de 2000 a junho de 2017, obtidas da base de dados do Economática.

Para a extração dos dados, foram consideradas todas as ações que negociaram pela primeira vez antes de 30/06/2017 e pela última vez após 01/01/2000, para que se enquadrassem no período do nosso estudo. A TAB-1 mostra os filtros do Economática e os parâmetros utilizados.

TAB 1 – Filtros utilizados na seleção dos dados no Economática

Tipo de ativo	Ação
País Sede	Brasil
Data última cotação	Maior que 01/01/2000
Data do início da série	Menor que 30/06/2017

O número de ações para extração sob essas regras foi de exatamente 1000. Também foi organizado, como segunda alternativa, apenas as ações únicas para cada empresa (removendo a menos líquida, conforme filtro do Economática), para evitar que houvesse concentração de risco idiossincrático nos portfolios ordenados no estudo. Nessa segunda base de dados, foram obtidas 612 ações. Todos os resultados apresentados serão para a base de 1000 ações, exceto quando for explicitamente mencionado a segunda base (ações únicas). Para todas essa ações, também extraímos a razão preço-valor patrimonial ajustado (PVPA), o volume diário negociado e o valor de mercado diário.

Antes de cada rebalanceamento da carteira, que era feito mensalmente, elegemos as ações disponíveis. As ações elegíveis eram aquelas que apresentavam valores de mercado e volume negociado superiores à mediana dos dados considerando as demais ações, bem como valor de mercado superior a R$ 1 bilhão e volume diário superior a R$ 1 milhão (ambos tomados como uma média nos últimos 22 dias negociados), garantindo as condições de negociabilidade e a replicabilidade dos portfolios. Os volumes e valores de mercado obtidos do Economática estão ajustados por inflação, permitindo que esses filtros com valores fixos não sejam desproporcionais para o passado, no início da amostra. A FIG-3 mostra a quantidade de ações elegíveis no tempo segundo os critérios mencionados.

FIG 3 – Número de ações elegíveis

Notamos que no início dos testes, em dezembro de 2000, cerca de 50 ações eram consideradas elegíveis com base nos filtros apresentados. Em 2002 tivemos o menor número de ações elegíveis, igual a 38. Para os portfolios com 25% do ranking (quartis), havia pelo menos uma dezena de ações no portfolio comprado e também no portfolio vendido. A partir de 2006 o número de ações elegíveis sempre se manteve superior a uma centena. Testamos também os filtros fixos com valores de R$ 500 mil e R$ 500 milhões, metade dos anteriormente citados. Nesse caso o menor número de ações cresceu para cerca de 80. Os resultados com os filtros mais brandos foram ligeiramente mais significativos, porém fomos conservadores ao manter os filtros em R$ 1 milhão e R$ 1 bilhão para apresentar os resultados.

Os dados de ações para o mercado brasileiro anteriores ao ano 2000 não foram levados em consideração devido à iliquidez de grande parte dessas ações, não sendo possível obter uma amostra grande o suficiente de ações elegíveis para realizar o estudo. Escolhemos como data inicial, dessa forma, o ano de 2000.

4 – METODOLOGIA

Bali, Cakici e Whitelaw (2010) mostraram que o ordenamento de ações segundo o critério de máximo (MÁX) era capaz de prever o retorno esperado das ações no período subsequente para o mercado de ações norte-americano. Os autores utilizaram uma base de ações negociadas nas NYSE (New York Stock Exchange, NYSE), AME (American Stock Exchange)

e NASDAQ, no período de 1926 a 2005. Quando apresentaram os resultados, utilizaram o período de 1962 a 2005 para gerar as estatísticas e as conclusões.

O critério de máximo (MÁX), de Bali et al, pode ser definido a partir de MÁX(N). Se N é igual a 1, temos que MÁX(1) é o maior retorno diário obtido pela ação no mês anterior. Quando N é maior que 1, tomamos a média dos N maiores retornos diários obtidos no período, de forma que MÁX(3) é, portanto, a média dos três maiores retornos diários obtidos pela ação no mês passado. Os autores utilizaram períodos de 1, 3, 6 e 12 meses para obter MÁX(N) e valores de N iguais a 1, 2, 3 4 e 5 como testes de robustez. Em todos os casos as carteiras foram rebalanceadas mensalmente.

Para o Brasil, as ações foram ordenadas segundo o mesmo critério, que convenientemente chamamos de PICO. A FIG-4 ilustra a identificação do PICO para o caso de um único retorno (N igual a 1). Foram computados os PICOS para os valores de N iguais a 1, 3 e 5 e períodos de estimação iguais a 1, 3, 6, 9 e 12 meses. As janelas de rebalanceamento testadas foram de 1, 2 e 3 meses. Para montar os porfolios de maior e menor PICO utilizamos percentis de 10, 25 e 50%. A variação desses parâmetros totalizou 135 casos (5x3x3x3 = 135).

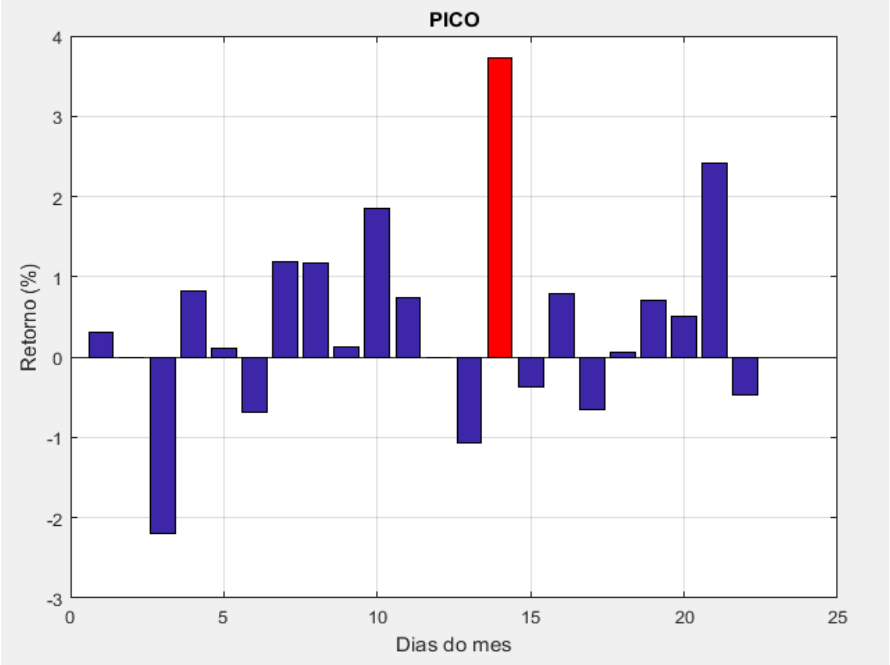

FIG 4 – Identificação do PICO (N igual a 1)

Os custos de caixa foram computados utilizando o CDI diário no Brasil. A FIG-5 mostra a evolução da taxa CDI no período do estudo. A cada dia, ao retorno da estratégia era subtraído o retorno do CDI proporcional à diferença dos pesos nas posições comprada e vendida. Isso foi feito porque a estratégia é neutra em risco, ou seja, a carteira comprada e vendida visam a mesma volatilidade a cada instante e tem de ser ajustadas por um fator, já que normalmente os papéis constituintes possuem diferentes volatilidades. Como consequência, em grande parte dos dias havia maior posição financeira comprada do que vendida, por isso os custos de caixa precisaram ser levados em conta. Por ser de grande magnitude na maior parte do período analisado, o CDI impactou consideravelmente o retorno da estratégia.

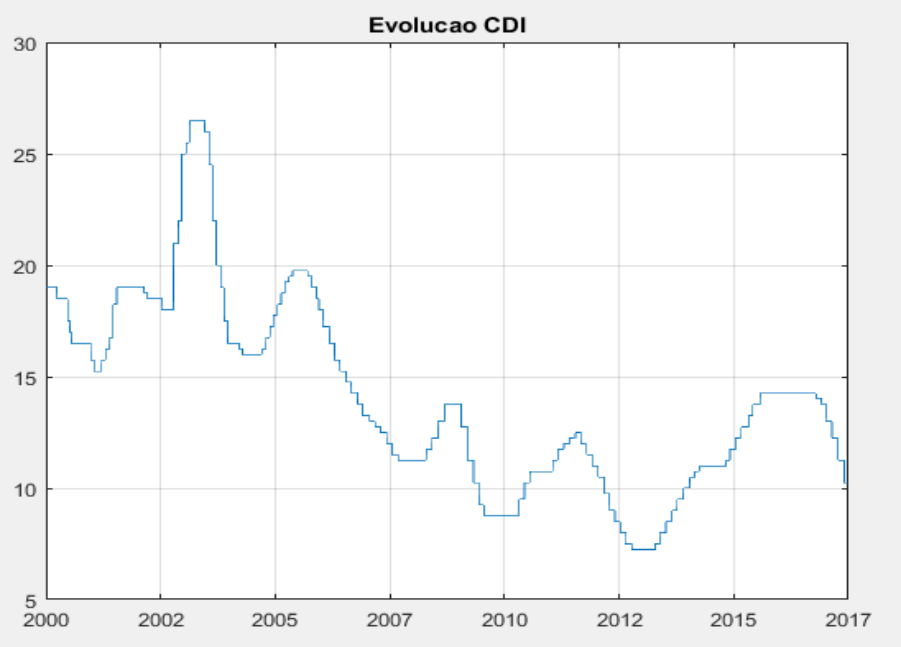

FIG 5 – Evolução da taxa CDI anualizada

O custo de transação médio considerado foi de 0,0375% para cada unidade de financeiro transacionada no momento de balanceamento. O valor foi obtido pela soma das estimativas de custos de negociação e liquidação (0,025%) com custos de corretagem (0,0125%) Esses custos impactaram pouco a estratégia, visto que as janelas de rebalanceamento foram, no mínimo, mensais.

Além disso, acrescentamos um custo médio de 1,5% ao ano como estimativa para o aluguel das ações vendidas. Na seção 4, a análise dos retornos da estratégia original, da estratégia considerando os descontos de caixa via CDI e considerando os descontos dos custos de transação e aluguel são discutidos em detalhes.

Para a discussão dos resultados obtidos, utilizamos a janela de 1 mês para estimação do PICO. Como janela de rebalanceamento também foi usado 1 mês, seguindo Bali, Cakici e Whitelaw (2010). No entanto, utilizamos quartis (25%) ao invés de decis (10%) usado pelos autores, devido à menor quantidade de ações brasileiras em relação ao estudo feito com ações americanas. Para os resultados, consideramos a estratégia original, sem que os custos fossem computados, para que, posteriormente, o impacto fosse avaliado. Essa metodologia está em linha com os Limites para Arbitragens.

Carteiras obtidas a partir de quartis do ranking de PICO foram ponderadas igualmente e rebalanceadas mensalmente, sem nenhum filtro ou reajuste de pesos durante o mês em que a carteira ficou posicionada. Caso a ação fosse cancelada no decorrer do mês, os retornos eram computados como nulos.

O funcionamento da estratégia de PICO é atribuído às ações-loteria, que são sobre-precificadas pelo mercado devido às preferências dos investidores serem afetadas por viéses comportamentais, como explicado na Seção 2. Consequentemente, estas ações possuem menores retornos esperados no período posterior. Essa abordagem pode ser comparada à do vendedor da loteria, ou seja, quem monta a estratégia está assumindo o papel da banca e vendendo ações-loteria para o mercado. O saldo entre as duas posições é o preço da loteria.

4.1 – Fatores construídos

Para controlar os resultados usando os fatores de Fama e French (1992), foram construídos os fatores de mercado, tamanho e razão preço-valor de mercado. Além desses fatores, construímos um fator de momento, um fator de assimetria e um fator de volatilidade. Cada fator é descrito a seguir individualmente. Para assegurar a validade da nossa construção, também obtivemos os fatores da página NEFIN (Núcleo de Pesquisa em Economia Financeira da Universidade de São Paulo, USP), disponíveis de 2001 a 2017 para os fatores de mercado, valor, tamanho e momento. Os fatores NEFIN são construídos a partir de tercis, ligeiramente diferente da nossa metodologia em quartis.

Para o fator de mercado, foi considerada uma carteira igualmente ponderada de todas as ações elegíveis a cada dia. No início da amostra, em dezembro de 2000, havia 49 ações compondo o nosso índice de mercado. Ao longo dos anos, conforme as ações ganharam mais liquidez no Brasil, esse número cresceu até 162 ações. Em junho de 2017, no fim da nossa amostra, esse número era de 129. A queda no número de ações ocorreu após a crise de 2008. A carteira de mercado obteve Índice de Sharpe (doravante IS) de 0,14 no período de 2000 a 2017

– um valor considerando baixo para um índice de ações, fortemente influenciado por uma elevada taxa de juros do país nesse período, como visto na FIG-7. Nesse mesmo período o IS do Ibovespa, principal índice local, foi de -0,02 (inferior ao CDI, como indica o sinal negativo). O fator obtido do NEFIN para a carteira de mercado obteve IS de 0,13.

Para o fator de tamanho, para cada período de um mês as ações elegíveis foram ordenadas por valor de mercado. Foram criadas carteiras de pesos iguais com os 25% maiores (Grandes) e os 25% menores (Pequenas) valores de mercado. O fator consiste na estratégia comprada em firmas Pequenas e vendida em firmas Grandes. O IS obtido pela estratégia foi de -0,55. No período em estudo, as ações de maior capitalização apresentaram maiores retornos, na média, do que as de menor capitalização. Ressaltamos, porém, que os filtros conservadores utilizados para a base de dados podem ter removido grande parte das consideradas empresas pequenas – small caps –, contribuindo para explicar a negatividade do fator. No entanto, asseguramos a replicabilidade das carteiras, o que não aconteceria caso um escopo maior de ações fosse utilizado nesse estudo. O fator NEFIN também foi negativo, no entanto de menor valor, com IS de -0,03.

Para o fator de valor, foram constituídas carteiras com pesos iguais compostas por ações com baixo valor de mercado frente ao valor patrimonial (Baratas) e por ações com grande valor de mercado frente ao valor patrimonial (Caras). Foram usadas janelas de um mês para rebalancear as carteiras e quartis extremos para selecionar as ações. O fator de valor consiste em comprar Baratas e vender Caras. No período estudado, esta estratégia obteve IS de 0,19. O fator equivalente de valor NEFIN obteve IS de 0,35.

Para o fator de momento, foi usada uma janela de 12 meses para estimação e de um mês para manutenção, seguindo Asness et al (2009) e Jegadeesh e Titman (1993). Estes parâmetros são tradicionalmente conhecidos como 12-1. Na janela de estimação as ações são ordenadas pelos retornos e classificadas nos quartis de maior retorno (Vencedoras) até menor retorno (Perdedoras). O fator consiste em comprar Vencedoras e vender Perdedoras. O IS obtido pela carteira de momento foi de 0,65 no período do estudo. Para o fator NEFIN o IS foi de 0,76 para o fator de momento.

Para o fator de assimetria, o terceiro momento amostral da distribuição de retornos, foi utilizada metodologia análoga à carteira de momento, com os mesmos parâmetros nas janelas de estimação e manutenção (12-1). O IS obtido para a carteira de assimetria foi de -0.41. Embora sem significância estatística a 95%, mas significante a 90% (t-estatístico igual a -1.71),

o valor obtido foi negativo, mostrando que ações de menor assimetria não obtiveram retornos elevados, como encontrado por Amaya et al (2012) para as ações americanas.

Para o fator de volatilidade, foi construída uma carteira de quartis extremos ao ordenar pela volatilidade dos últimos três meses, tradicionalmente utilizada como estimador de volatilidade no mercado. O fator consiste em comprar ações de baixa volatilidade e vender ações de alta volatilidade, seguindo Ang, Hodrickm Xing e Zhang (2006 e 2009). A ponderação também foi feita de forma igual e os quartis extremos foram selecionados. O IS obtido pela carteira de volatilidade foi de 0,63.

O último controle realizado foi para o período em que o PICO ocorreu na janela de estimação. Foram construídos três grupos: sem restrições, PICO ocorrido na primeira metade da janela de estimação e PICO ocorrido na segunda metade da janela de estimação.

5 – RESULTADOS

5.1 – Estratégia original

Inicialmente, iremos discutir os resultados obtidos pela estratégia do PICO sem computar os custos de transação, aluguel e caixa. Nesse mercado teórico, não há nenhum limite que impeça os arbitradores de operar as diferenças de preço. Ao proceder dessa forma, é possível avaliar a base puramente comportamental da estratégia e dimensionar o tamanho do efeito para, posteriormente, mensurarmos o impacto dos custos e dos Limites para Arbitragem no mercado real.

Na FIG-6, a performance das carteiras compostas por cada quartil está ilustrada. Podemos observar nessas curvas que o retorno esperado por unidade de risco (volatilidades aproximadamente iguais) é maior para o quartil 1, seguido do quartil 2, e assim sucessivamente.

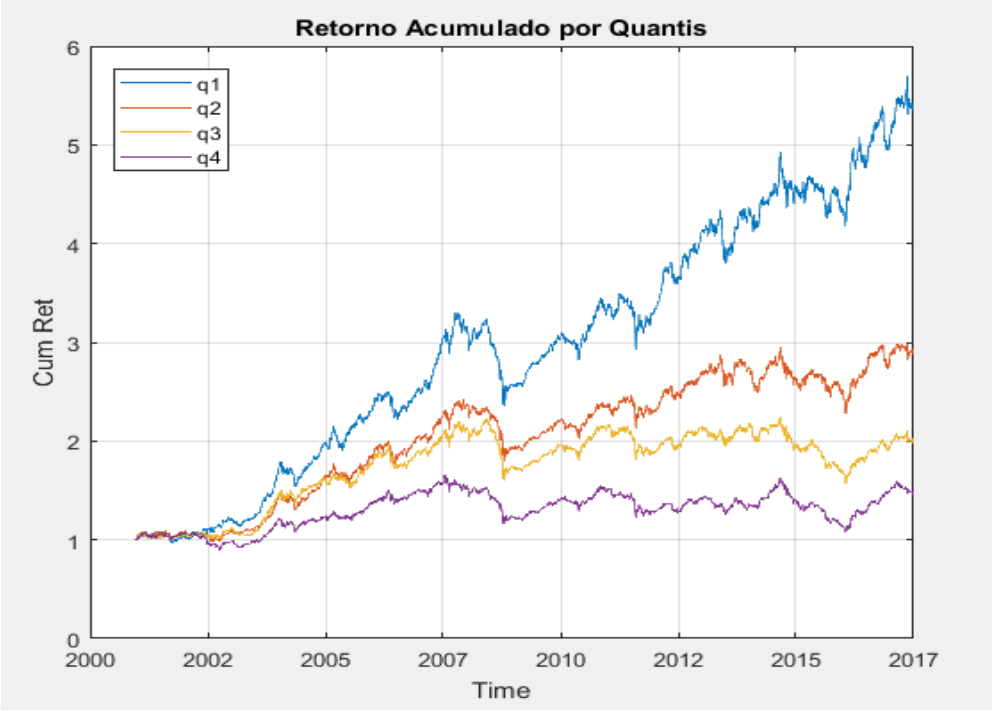

FIG 6 – Retorno acumulado para os quantis da estratégia de PICO

Na TAB-2, podemos ver que a relação retorno-risco e a média de retorno decrescem monotonicamente no critério de classificação por PICO, enquanto as volatilidades se mantém aproximadamente constantes nos quartis, como citado da observação da FIG-6. Podemos notar que a pior perda (maxDD) é cerca de 44% maior no quarto quartil do que no primeiro quantil e que a ordenação da classificação é novamente mantida. Essas características indicam consistência e coerência no sistema de ordenamento.

TAB 2 – Performance por quartis da estratégia de PICO

Quartil	Retorno/Risco	Retorno médio (%)	Volatilidade(%)	MaxDD(%)
1	0,93	10,07	10,82	29,52
2	0,61	6,90	11,30	29,26
3	0,37	4,14	11,09	40,19
4	0,28	3,09	11,14	42,39

A estratégia de PICO é a combinação dos quantis 1 e 4 apresentados na FIG-6. O retorno médio obtido pela estratégia foi de 7,03% ao ano, com volatilidade anualizada de 5,79%. A relação retorno-risco encontrada foi 1,21. Podemos afirmar, a qualquer nível de confiança

tradicional, que os retornos obtidos são significativamente positivos, dado o t-estatístico de 5,06. Valores ano a ano dos retornos, volatilidades e piores perdas são mostrados na TAB-3.

TAB 3 – Estatísticas de desempenho ano a ano da estratégia de PICO

Ano	Retorno/Risco	Retorno médio	Volatilidade	MaxDD
2001	0,25	1,50	6,07	7,89
2002	1,24	8,74	7,06	4,42
2003	1,47	9,86	6,71	6,59
2004	1,99	11,23	5,66	6,48
2005	1,71	10,66	6,22	4,77
2006	0,91	4,84	5,31	4,54
2007	2,65	13,94	5,25	2,67
2008	0,12	0,65	5,22	6,22
2009	1,58	4,86	3,08	1,94
2010	1,55	8,31	5,36	2,56
2011	2,35	12,41	5,27	2,90
2012	0,66	4,11	6,27	8,31
2013	1,71	11,40	6,68	6,47
2014	0,06	0,34	5,64	7,22
2015	3,14	19,65	6,25	4,33
2016	-1,21	-9,17	7,59	14,45
2017	0,71	3,62	5,12	2,02

A FIG-7 mostra os resultados da tabela na forma de retorno acumulado da estratégia de PICO. A parte vermelha diz respeito à ponta comprada, e a parte amarela, à ponta vendida. A curva em azul é o resultado da estratégia final.

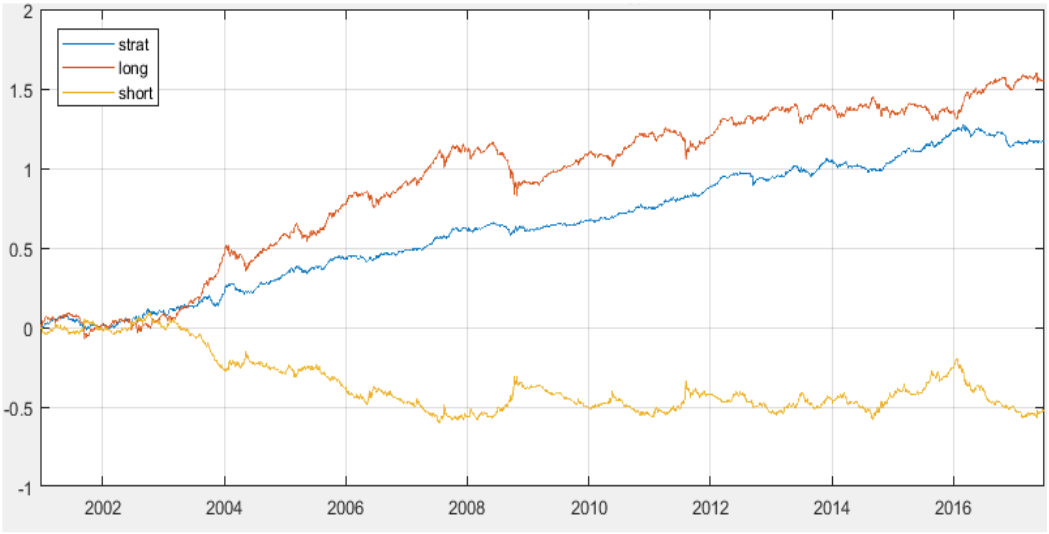

FIG 7 – Retorno acumulado da estratégia de PICO

Os resultados na segunda base de dados, em que as ações de uma mesma empresa foram removidas, não revelaram alteração significativa. O valor de t-estatístico obtido nesse caso foi de 4,82 (Retorno-risco igual a 1,15). Isso confirma a força do sinal do PICO na precificação das ações e afasta a hipótese de que a concentração de risco possa ter influenciado os resultados a favor das carteiras.

Quando os pesos da carteira foram escolhidos como o inverso da volatilidade, os resultados também não se alteraram. Nesse caso, os valores de t-estatístico obtidos foram 4,77 (retorno-risco igual a 1,14) para a base com todas as ações e 4,55 (retorno-risco igual a 1,09) para a base com ações únicas. Utilizando os pesos proporcionais aos valores de mercado – value weights –, os resultados também foram significantes a 99% de confiança. Nesse caso, os valores obtidos para o t-estatístico foram de 3,26 e 2,93.

A máxima perda (maxDD) da estratégia foi de 14,45%, ocorrida em 2016, quando a volatilidade foi de 7,59%. Para uma estratégia que oferece os picos para buscar maior retorno esperado, julgamos que o valor encontrado ser inferior de 2 desvios padrão foi razoável para a estratégia no quesito da análise de riscos. É conveniente ressaltar que essa perda ocorreu em 2016, pontualmente, sendo todas as perdas máximas computadas ano a ano inferiores a 8,31%, como mostrado na TAB-3. O ano de 2016 foi o único ano com retornos negativos para a nossa estratégia original de PICO. A FIG-8 mostra a magnitude das perdas máximas como função da volatilidade ano a ano, sugerindo que a banda de 1,4 desvios padrão enquadra bem a pior perda, com exceção do ano de 2016. Apesar de a perda ter sido maior em 2016, ainda ficou enquadrada na faixa de 2 desvios (exatamente 1,90 desvios). Podemos ver, também, que em 11 dos 17 anos

a pior perda foi inferior a 1 desvio. A média, mostrada pela linha amarela na FIG-6, foi de 0,87 desvios padrão.

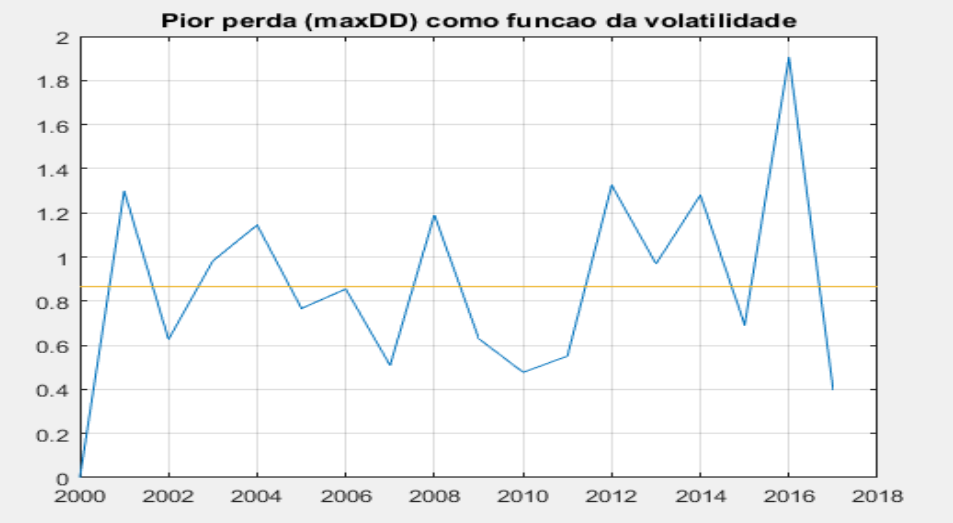

FIG 8 – Razão entre a pior perda e avolatilidade ano a ano da estratégia de PICO

Para complementar a avaliação da magnitude dos retornos, a FIG-9 mostra o retorno acumulado de 5 e 10 meses da estratégia de PICO. Para um investidor com horizonte de 5 meses, o retorno esperado é de 2,93% (indicado pela linha vermeha na FIG-9). No pior dos casos, em 2016, um investidor poderia ter uma perda de aproximadamente 9%. Para horizontes de 10 meses, o valor esperado é de 6,15% de ganhos, com o pior dos casos sendo uma perda de aproximadamente 12%, também em 2016.

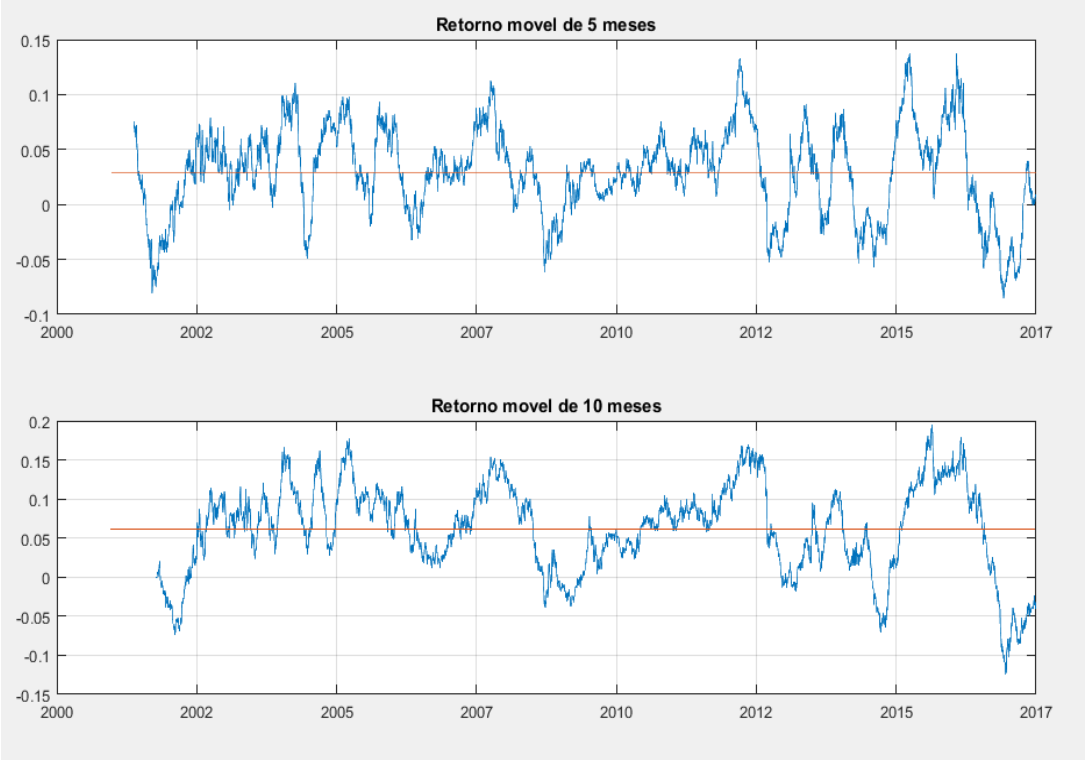

FIG 9 – Retornos acumulados de 5 e 10 meses

A assimetria da estratégia foi ligeiramente negativa, com o valor de -0.23. Como as ações-loteria oferecem picos de retorno positivo para os seus compradores e a nossa estratégia está vendendo essas ações, era natural que esse valor fosse negativo. No entanto, a magnitude encontrada foi pequena, sugerindo que o efeito médio está realmente a favor do vendedor das loterias, comprovado pelo elevado t-estatístico de positividade obtido na estratégia. Na FIG-10 os retornos acumulados de 5 e 10 meses são mostrados na forma de histograma. Em cada um dos gráficos, também foi gerada uma distribuição normal com os parâmetros média e variância da distribuição dos retornos. Os valores médios de 2,93% e 6,15% indicam que a distribuição está centrada bem à direita do zero, pela relevância da positividade dos retornos. Também é possível observar que há valores de cauda ligeiramente maiores do que na distribuição normal, no entanto, eles aparecem para ambos os lados. É improvável, portanto, que os riscos de cauda por oferecer os PICOS para obter maiores retornos esperados expliquem os nossos resultados. Esse ponto será novamente discutido no controle por fatores, na seção 5, em especial na subseção 5.3.3 do controle no fator de assimetria.

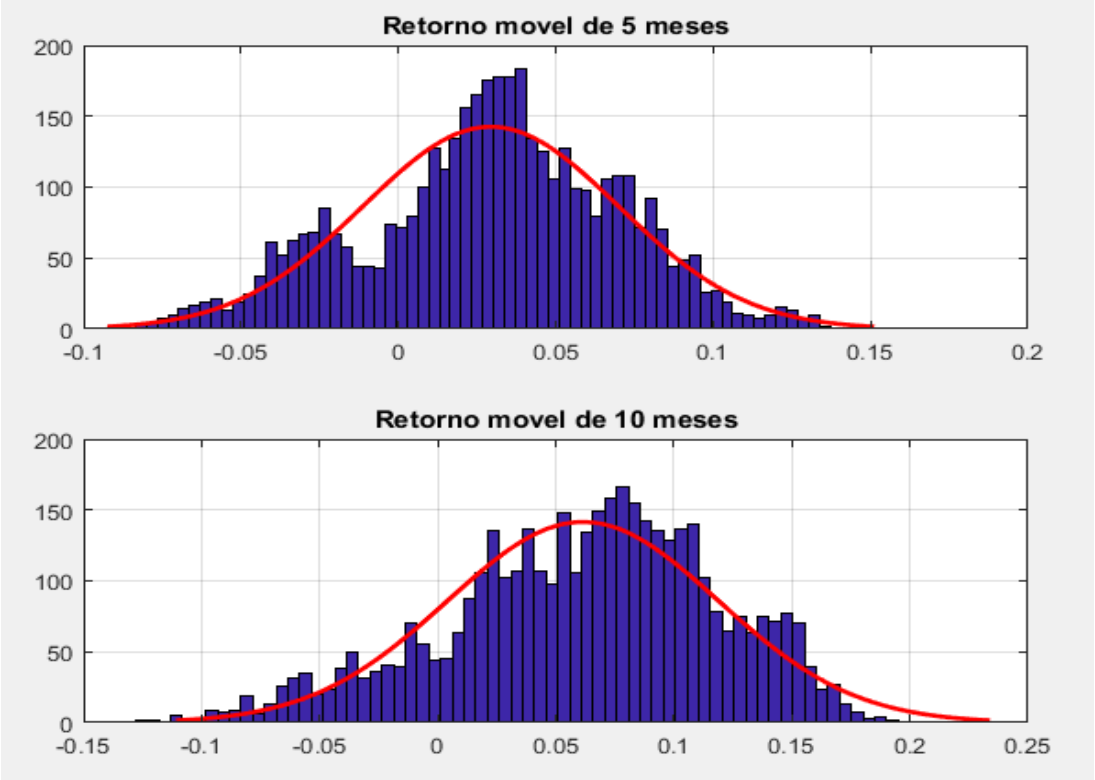

FIG 10 – Histograma dos retornos acumulados de 5 e 10 meses

5.2 – Análise dos custos

Nesta seção avaliaremos como os custos com caixa, transações e aluguéis impactaram os resultados da estratégia de PICO original.

A estratégia de PICO original, sem considerar nenhum custo de caixa ou de transação, obteve relação retorno-risco de 1,21 no período de janeiro de 2000 a junho de 2017. Após acrescentar os custos de transação, estimados com 0,0375% por unidade de financeiro transacionada, o resultado recuou para 1,11, indicando pouca sensibilidade aos custos de mudanças de posição.

A pouca sensibilidade aos custos de transação se deveu, sobretudo, à janela de rebalanceamento mensal. Cada vez que a carteira era rebalanceada, a soma dos valores absolutos das diferenças de pesos era armazenada como o giro (ou turn over) da estratégia. Nas datas de rebalanceamento, em média 69% da carteira era substituída (giro ou turn over médio). A FIG-8 mostra o giro da carteira.

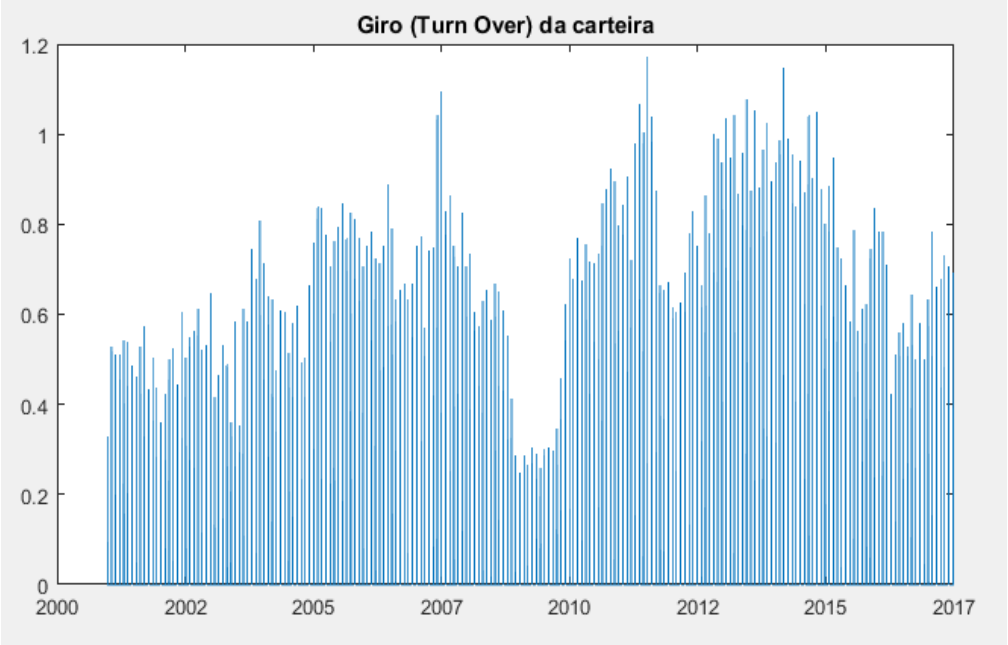

FIG 8 – Giro (Turn Over) da carteira da estratégia de PICO

É preciso considerar, ainda, custos de caixa. Isso porque, para alocar o mesmo risco nas pontas comprada e vendida, foi necessário (na média) alocar maiores posições financeiras nas ações da ponta comprada, que possuíam menor volatilidade em relação à ponta vendida. Para assumir uma postura conservadora, consideramos que o excesso de caixa relativo à ponta vendida rendia 80% do CDI e que o excesso de caixa comprado era descontado a 100% do CDI.

Ao acrescentar os custos de caixa (mantendo-se o acréscimo dos custos de transação), o resultado em retorno-risco recuou para 0,67, fazendo com que o valor de t-estatístico caísse para 2,80, ainda significante a 99% de confiança. Podemos atribuir essa forte degradação aos altos valores de CDI no Brasil nesse período, que praticamente impossibilitaram diversas estratégias lucrativas no mercado de ações.

A FIG-11 mostra como variou o percentual de caixa excedente da ponta comprada em relação à vendida. Podemos observar que, em média, a ponta comprada exige 21,8% mais capital do que a ponta vendida, devido às diferenças de volatilidade. Essa diferença ultrapassou 50% em alguns casos, em 2012 e 2013.

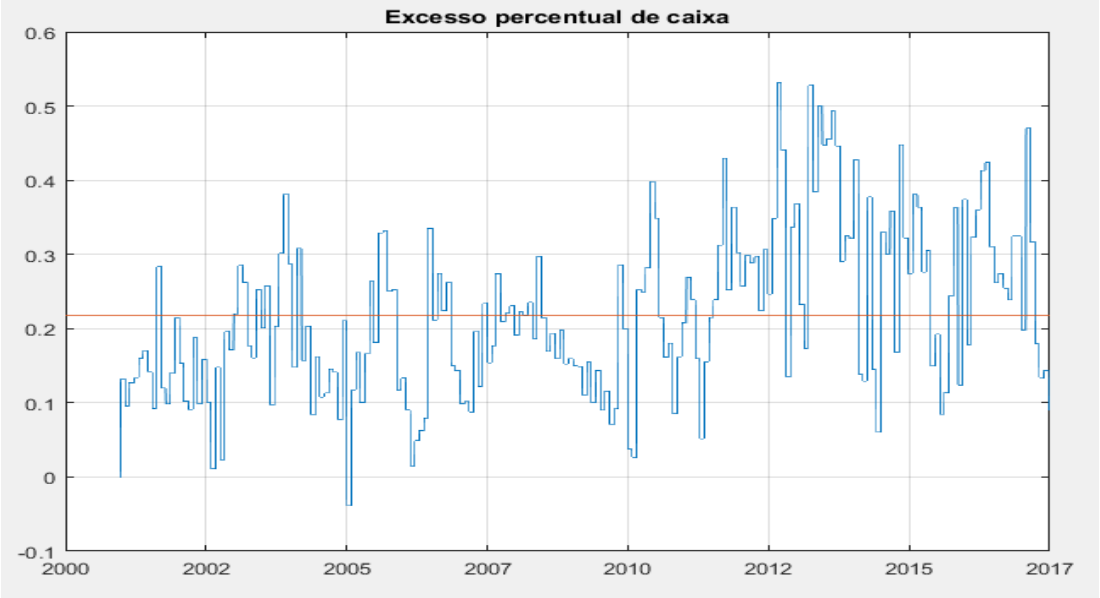

FIG 11 – Excesso percentual de caixa

Uma possível forma de não incorrer nesses custos de caixa seria equiparar os financeiros da posições comprada e vendida. No entanto, essa abordagem faz com que grande parte do risco da carteira seja oriundo das ações do portfolio de venda (por possuírem maior volatilidade, na média). Quando as ações que compõe as carteiras possuem características muito diferentes, onde beta e volatilidade são bons exemplos, a abordagem em financeiro neutro fica bastante prejudicada, uma vez que há exposição direta nesses fatores. Os resultados para a opção neutra em financeiro da estratégia de PICO também são positivos, mas sem significância a elevados níveis – para outros conjuntos de parâmetros discutidos na seção de robustez, a estratégia neutra em financeiro também é significativa a 99% de confiança. Decidimos por não apresentá-los em virtude dos custos e dificuldades para explorar o efeito estarem intimamente ligados aos Limites para Arbitragens, aqui discutidos.

Os custos de aluguel se devem às posições vendidas da estratégia. Esse custos para ações tradicionais e líquidas, como PETR4, VALE5 e LREN3, são atualmente de 0,2%, 0,8% e 0,6%, respectivamente (valores do segundo semestre de 2017, quando este trabalho começou a ser escrito). Para o BOVA11, o custo é de 1,22%. No entanto, nem todas as ações têm os dados disponíveis para a taxa de aluguel em nosso período de estudos. Temos dois problemas ao estimar esses custos. O primeiro deles deve-se às ações dos nosso dados não serem apenas aquelas do Ibovespa, apesar dos filtros permitirem apenas a passagem de ações consideradas líquidas e com valor de mercado compatível. O segundo problema deve-se à variação dessas taxas ao longo dos anos, atingindo até mesmo valores superiores a 20% em alguns períodos.

Uma possibilidade seria usar a série histórica da taxa de aluguel média do BOVA11 e filtrar períodos (não operar) com custos de aluguel superiores a 5%, por exemplo; ou então nesses períodos realizar apenas a posição comprada e compará-la ao Ibovespa. Para não agregar complexidade em uma direção não-central do nosso trabalho, mas também não deixar de considerar os custos de aluguel, adotamos o valor de 1,5% ao ano como estimativa média. Ao acrescentar os custos de aluguel, o coeficiente de retorno-risco da estratégia caiu para 0,57, com t-estatístico de 2,38, ainda signifcativo a 99% de confiança. Os resultados quando são acrescidos os custos estão evidenciados na TAB-4.

Concluímos que, após o acréscimo de todos os custos, a estratégia ainda se manteve lucrativa para o mercado de ações brasileiro, provando a força do efeito PICO na precificação de ações. No entanto, vemos que os Limites para Arbitragens claramente exercem grande influência e reduzem a performance da estratégia em mais de 50%

TAB-4: Impacto dos custos

Versão da estratégia	Sharpe (t-estatístico)	Retrono médio (%)
Sem custos	1,21 (t = 5,06)	7,03 (t = 5,06)
Apenas transação	1,11 (t = 4,64)	6,44 (t = 4,64)
Transação e aluguel	0,99 (t = 4,14)	5,76 (t = 4,14)
Transação, aluguel e CDI	0,57 (t = 2,38)	3,28 (t = 2,38)

5.3 – Controle por variáveis explicativas

Sugerimos que o efeito do pico-fim influencia a precificação de ações com características de loterias. As seguintes variáveis foram controladas a fim de estudar o efeito: Três-Fatores de Fama e French (1992) – fator de mercado, tamanho e valor (razão preço-valor patrimonial ajustado) –, momento, assimetria e volatilidade. Além disso, a possibilidade de reversão à média de curto prazo também foi estudada.

Para todos as análises, utilizamos os fatores originais – os custos de caixa, aluguel e transações, que afetam todos os fatores, não estão considerados. Dessa forma, podemos avaliar como cada um dos principais fatores da literatura explica, caso positivo, os retornos da estratégia de PICO.

5.3.1 – PICO e 3 fatores de Fama e French

Os três fatores sugeridos por Fama e French são o índice de mercado (Ret Mercado), tamanho (Ret Tamanho) e valor (Ret Valor).

O valor de alfa na regressão com os três fatores foi de 6,55% ao ano, obtendo-se um valor para o t-estatístico de 4,27, estatisticamente significante a 99% de confiança. A TAB-5 mostra os valores de alfa e os t-estatísticos correspondentes para as regressões com os três fatores, considerados individualmente e também em conjunto.

TAB-5: Coeficientes da regressão nos Três Fatores de Fama e French

Ret Mercado	Ret Tamanho	Ret Valor	Alfa (% ao ano)
-	-	0,225 (t = 17,872)	6,334% (t = 4,466)
-	-0,199 (t = -15,384)	-	7,026% (t = 4,912)
0,010 (t = 2,291)	-	-	7,976% (t = 4,924)
0,013 (t = 3,178)	-0,177 (t = -13,251)	0,201 (t = 15,419)	6,547 (t = 4,275)

Os valores obtidos poderiam sugerir que PICO possui alguma semelhança com a métrica de valor, dada o coeficiente obtido com o fator de preço por valor patrimonial. Quando ações com grandes picos são precificadas incorretamente pelos agentes do mercado, naturalmente elas tornam-se caras para o retorno esperado que possuem. Quando o ordenamento de preço por valor patrimonial ajustado é feito, também são identificadas ações caras no presente mercado. Apesar dessa possível proximidade, as métricas são diferentes. Isso pode ser verificado pela significância estatística de PICO após controle com o fator de valor.

Para o fator de Tamanho também não houve explicação para os retornos da estratégia de PICO. Nesse caso, o valor de alfa obtido é superior a 7%. Em geral, as ações da ponta comprada são maiores do que as da ponta vendida, como pode ser verificado pelo sinal negativo no coeficiente para esta regressão.

Para o fator de Mercado, de forma semelhante, não houve explicação para os retornos da estratégia de PICO. O valor de alfa para essa regressão foi de aproximadamente 8%.

As séries construídas de Mercado, Tamanho e Valor resumem alguns dos principais fatores de risco associados aos retornos em exceso obtidos em estratégias de ações. No entanto, a estratégia de PICO, ao explorar um efeito puramente comportamental, não é explicada por esses fatores de risco.

5.3.2 – PICO e momento

O fator de momento poderia estar relacionado com a estratégia de PICO, uma vez que maiores PICOS contribuem para maiores retornos no período (vencedoras), aumentando a estimação do momento. A correlação entre as duas séries de retornos das estratégias foi de 18%.

Na regressão com o fator de momento, o alfa obtido foi de 6,16% ao ano, com t-estatístico igual a 4,26, significante a todos os tradicionais níveis de confiança. Os resultados estão exibidos na TAB-5.

Apesar da aparente impressão de que os picos estariam bastante correlacionados com a estratégia de momento, as estratégias são diferentes em seus sinais. Isso ocorre porque a estratégia de momento tem sinal de entrada baseado no período de estimação como um todo, não dependendo do dia de maior magnitude. No entanto, os picos, apesar de contribuírem para o maior retorno total, são precificados de uma maneira diferente.

Para verificar a correlação com a mesma janela de estimação, foi construído um segundo fator de momento, utilizando-se um mês como estimação, assim como feito para a carteira de

PICO. Nesse caso, o valor de alfa foi ainda mais significativo, com valor de 7,53% e t-estatístico igual a 5,16. A correlação com a estratégia de PICO, nesse caso, caiu para -10%.

5.3.3 – PICO e assimetria

O fator de assimetria poderia estar relacionado com o PICO, pois um grande pico de retorno contribui para valores de assimetria positivos no período de estimação. A correlação entre as séries de retorno das estratégias foi de 43%.

Na regressão com o fator construído de assimetria, o alfa obtido foi de 8,60, com t-estatístico de 6,49, significante a todos os níveis de confiança tradicionais. A TAB-5 mostra os resultados da regressão.

Assimetria não é capaz de explicar o efeito do PICO. O efeito de assimetria havia sido detectado por Amaya (2012) em ações americanas, porém não foi confirmado nos nossos estudos com as ações brasileiras no período de 2000 a 2017, onde os retornos obtidos pela estratégia foram negativos, embora sem significância estatística. Os nossos resultados para assimetria estão em contraste também com aqueles obtidos por Ricca et al (2015), porém nossas métricas para computar a assimetria diferem ligeiramente – os autores utilizam a assimetria idiossincrática, calculada a partir dos resíduos na regressão em fatores explicativos do mercado, enquanto a nossa metodologia calcula a assimetria diretamente da série de retornos diários das ações.

Além do controle com assimetria diferenciar os dois efeitos, há indícios de que prêmios por riscos de cauda não explicam os retornos da estratégia de PICO.

5.3.4– PICO e fator de baixa volatilidade

O fator de volatilidade também pode estar relacioado ao PICO, pois ações com grande volatilidade apresentam, naturalmente, mais chance de serem listadas no topo do nosso ordenamento por PICOS de retornos. A correlação entre as séries de retornos das duas estratégias é 62%, o maior valor obtido em todas as correlações com outros fatores.

Seguindo essa interpretação, ações com volatilidades elevadas apresentam retornos anormais tanto positivos quanto negativos, aparecendo em nossos ordenamentos de PICO com maior frequência que nas demais ações, cujas volatilidades menores exigem um retorno muito anormal para que sejam detectadas em nossa métrica. Por construção, nossa estratégia estará correlacionada com o fator de volatilidade.

Ações com baixa volatilidade obtém retornos médios superiores àquelas com alta volatilidade, segundo Ang, Hodrick, Xing e Zhang (2006, 2009). Bali e Cakici (2008) também abordaram esse efeito. Quando ações de grande volatilidade apresentaram picos positivos e foram vendidas em nossas carteiras, parte do efeito foi equivalente àquele obtido no fator de volatilidade.

O valor de alfa na regressão com o fator de volatilidade foi de 2,12%, com t-estatístico de 1,84, o menor valor entre todas as regressões testadas no controle de variáveis e o único sem significância estatística elevada. A TAB-5 mostra os coeficientes da regressão.

Para avaliar a correlação entre essas duas estratégias, construímos um segundo fator de volatilidade; baseado na volatilidade realizada apenas no último mês, para que o período fosse coincidente com aquele utilizado na estimação dos PICOS. A correlação cresceu para 72%. Isso sugere que as métricas foram bastante próximas. Bali et al (2010) também obtiveram alta correlação entre essas duas estratégias (volatilidade e PICO estimadas sobre um mesmo período de um mês), com o valor de 75% para as ações americanas. Seria o PICO de retorno diário, então, uma aproximação para o fator de volatilidade? Ou seria a volatilidade uma aproximação para o efeito do PICO, como concluíram Bali et al (2010)?

Para responder a estas pergunta, realizamos o controle de PICO com relação à volatilidade da seguinte forma: ao listar as ações com os maiores PICOS, eliminamos aquelas que também apresentavam os menores PICOS negativos (menores retornos). Dessa forma, as ações muito voláteis, que apresentam tanto PICOS positivos quanto negativos, são descartadas. Restam as ações com grandes PICOS e volatilidade comum, possibilitando o controle no fator de volatilidade. Apesar de inferiores aos originais, os resultados para a estratégia se mantêm positivos e significantes a 90% de confiança, com relação retorno-risco de 0,45 e t-estatístico de 1,88 no período do estudo.

Outra forma de diferenciar os efeitos é realizar o controle por PICOS inicialmente e, na sequência, avaliar os resultados para os diferentes níves de volatilidade. No estudo para ações americanas, Bali et al (2010) mostraram que, dessa forma, ações com alta volatilidade eram, na verdade, as que melhor performavam. O resultados obtido pelos autores indicou uma reversão de efeito no fator de volatilidade. O PICO, portanto, se sobressaiu ao fator de volatilidade e solucionou o "quebra-cabeça" dos estudos de Ang (2006) para volatilidade. Para o nosso caso, com as ações brasileiras precificadas pelo PICO, ordenamos inicialmente por PICO e, em sequência por volatilidade. Também fizemos o ordenamento inverso, primeiramente por volatilidade e, em sequência, por PICO.

Quando ordenadas inicialmente por PICO, ações com maiores volatilidades continuaram com retornos inferiores, em linha com Ang (2006). Portanto, no nosso caso, controlar por PICOS não foi capaz de neutralizar o efeito de volatilidade. No ordenamento contrário, chegamos a mesma conclusão: ações com maiores picos obtiveram menor retorno. Ou seja, os efeitos são correlacionados, mas nenhum consegue explicar totalmente o outro. Este resultado é diferente, portanto, daqueles obtidos por Bali (2010).

Outros parâmetros para a estratégia de PICO, utilizando-se mais meses de estimação e maior número de PICOS para caracterizar a loteria, apresentaram correlações inferiores com o fator de volatilidade. Isso nos leva a concluir que este fator é capaz de explicar parte dos retornos da estratégia de PICO, embora não explique completamente essa anomalia na precificação das ações loteria. Também não foi possível concluir que o efeito de baixa volatilidade é completamente explicado pelo efeito do PICO no Brasil.

5.3.5 – PICO e reversão à média de curto prazo

Finalmente, fizemos o controle de localização do PICO na janela de estimação. Isto porque, quando o PICO ocorre muito próximo ao fim da janela de estimação, o efeito de reversão à média de curto prazo pode estar somado à nossa estratégia, ampliando os resultados.

Na estratégia original, o valor de t-estatístico para a positividade dos retornos foi de 5,06. Quando o PICO ocorreu na primeira metade do mês, o valor de t-estatístico foi de 3,05. Quando o PICO ocorreu na segunda metade, o valor de t foi de 4,27. Ambos foram estatisticamente significantes a um nível de confiança de 99%.

Podemos concluir, portanto, que o efeito de reversão não é capaz de explicar a significância obtida pela estratégia de PICO. No entanto, esse resultado parece indicar que quando o PICO está mais próximo do fim da amostra, sua precificação mais acentuada. Isso está em linha com o efeito do pico-fim, uma vez que a heurística sugere que os momentos finais também sejam demasiadamente ponderados. Estudos adicionais poderão evidenciar esse efeito e avaliar a dimensão dos resultados oriundos dessa hipótese.

A TAB-6 sintetiza e ilustra os valores de alfa das regressões dos estudos citados anteriormente nos demais fatores. A regressão dos retornos da estratégia de PICO contra todos os demais fatores citados, em conjunto, é significante a 99% de confiança.

TAB-6: Coeficientes da regressão nos Fatores de Momento, Assimetria e Volatilidade

Ret Momento	Ret Assimetria	Ret Volatilidade	Alfa (% ao ano)
0,154	-	-	6,161%
(t =12,161)			(t = 4,256)
-	0,451	-	8,602%
	(t = 31,354)		(t = 6,488)
-	-	0,532	2,117%
		(t = 52,451)	(t = 1,838)
-0,037	0,405	0,524	3,593%
(t = -3,900)	(t = 37,363)	(t = 54,750)	(t = 3,595)

5.4 – Alteração de preferência em períodos de crise

A estratégia de PICO consiste em explorar o efeito comportamental de sobre-precificação das ações loteria. Esse viés é fruto das preferências viesadas dos investidores. É natural, portanto, que seja questionado se as preferências dos investidores diferem no tempo, ou seja, se as preferências são afetadas por diferentes estados do mercado.

Kumar (2009) e Mikessel (1994) sugerem que a demanda por ações-loteria cresce em recessões. Blalock et al (2004) também estudaram esse efeito. Para avaliar essa hipótese, definimos como métrica para identificar períodos de crise, e/ou instabilidade, os dias em que IBOVESPA negocia com valor abaixo da sua média móvel de 1 ano (252 dias úteis).

Nesse cenário, em que a bolsa indica as recessões, há 1500 dias de crise, ou 36,95% dos 4059 dados diários desse estudo. Considerando somente esses dias, o IS da estratégia de PICO foi de 1,56. Para os dias em que a bolsa está acima da média de um ano, o IS encontrado foi de 1,10. Esses valores não diferem estatisticamente quando analisados com o Teste-T da diferença entre duas médias (foi considerado que as distribuições possuem a mesma variância), apresentando estatística t igual a 1,26 (p-valor igual a 0,23).

Apesar de não encontrarmos significância para essa diferença, os melhores resultados obtidos nos períodos de crise podem ser vistos como robustez da estratégia de PICO e como um fator de equilíbrio nas carteiras de diversos investidores, que costumam ter retornos correlacionados e negativos nesses períodos.

5.5 – Testes de robustez

Na metodologia, citamos os 4 parâmetros envolvidos na estratégia de PICO. O primeiro é a janela de estimação, o período de tempo no qual são computados os PICOS e as ações são ordenadas. Na estratégia original esse período foi de um mês. O segundo parâmetro é a janela de negociação, ou seja, o período em que a estratégia efetivamente fica posicionada dado o sinal da janela de estimação. Também utilizamos um mês como período de negociação, para evitar que períodos curtos demais incorram em altos custos de transação e também para manter o alinhamento com Bali et al (2010) no estudo de ações americanas. O terceiro parâmetro está relacionado a porcentagem de ações compradas e vendidas após o ordenamento. Utilizamos quartis (25%) ao invés de decis, como em Bali et al (2010), devido ao menor número de ações no Brasil relativamente ao estudo nos Estados Unidos. Finalmente, o quarto parâmetro utilizado diz respeito ao número de PICOS que serão considerados. Quando o número é maior que 1 (N), é considerada uma média dos N maiores PICOS. Utilizamos o valor unitário, por ser o mais didático na representação da ideia da estratégia e para manter novamente o alinhamento com o estudo equivalente americano.

Nesta seção, no entanto, abordaremos os resultos obtidos para outros conjuntos desses parâmetros, como teste de robustez. O total de estratégias estudadas foi de 135, como produto das 5 janelas de estimação (1, 3, 6, 9 e 12 meses), 3 janelas de manutenção (1, 2 ou 3 meses), 3 faixas de porcentagem (10%, 25% ou 50%) e 3 números de PICOS (1, 3 ou 5 PICOS). Para facilitar a exposição dos resultados, apresentaremos pontualmente apenas o pior e melhor resultado obtido. De forma mais ampla, discutiremos como são impactados os resultados conforme variamos cada parâmetro entre os 4 citados.

Dentre os 135 resultados analisados, o pior resultado obteve IS de 0,44 (t-estatístico de positividade dos retornos igual a 1,84). Esse resultado foi obtido com um mês de estimação, manutenção bimestral, 10% das ações na composição das carteiras e valor de um único PICO. O melhor entre todos os resultados foi obtido com uma janela de estimação anual, manutenção mensal, 25% na composição das carteiras e número de PICOS igual a 5. O IS obtido, nesse caso, foi de 1,63 e o valor de t-estatístico foi de 6,81.

No âmbito da janela de estimação, conforme aumentamos o número de meses utilizados os resultados apresentam ligeira melhora, fixos os demais parâmetros. Esse impacto não é muito relevante, sobretudo quando utilizamos maior quantidade de ações (por exemplo, 50% na montagem das carteiras).

Quanto menor a janela de estimação, mais facilmente estaremos alinhados com o sinal original. No entanto, quanto mais rebalanceamentos, teremos mais custos. Nessa otimização, os resultados foram bastante próximos para as janelas escolhidas de um a três meses.

Em relação às faixas de porcentagem para a formação das carteiras, os resultados para carteiras com 10% foram inferiores. Isso se deve ao pequeno número de ações elegíveis, fazendo com que haja poucas ações em cada ponta comprada ou vendida. Consequentemente, há concentração de riscos idiossincráticos e a carteira fica exposta a volatilidades e eventualidades nesses papéis. Para 25%, no entanto, os resultados foram ligeiramente superiores àqueles com 50%, provavelmente pela inclusão de muitos papéis se opor à força do sinal propriamente dito.

Finalmente, quanto ao número de PICOS considerados para a geração dos sinais, os resultados melhoraram conforme o número de PICOS aumentava. Para N igual a 3 praticamente todos os resultados foram superiores àqueles com PICOS únicos. Para N igual a 5 ainda houve ligeira melhora relativa a três PICOS, sugerindo que mais retornos devem ser levados em conta para julgar quais ações têm características de loteria.

Como detalhamento extremista, fixamos 25% para definição das faixas e um mês como período de manutenção. A estratégia que observa 1 retorno de 1 mês (estratégia PICO original utilizada em todo o trabalho) possui correlação de 56% com a estratégia que observa 5 retornos e 1 ano de dados. O valor obtido é extremamente elevado, indicando que há forte persistência da métrica de PICO e que, provavelmente, há negligência temporal na heurística de precificação, como também sugere a teoria do pico-fim.

Tendo em vista os testes de robustez mencionados, concluímos que a estratégia de PICO pode ser explorada de uma forma mais lucrativa do que a versão apresentada. Isso evidencia que os nossos resultados não sofrem de problemas na escolha de parâmetros ou seleção viesada – efeitos conhecidos como “data mining”. Mantivemos, no entanto, a versão mais didática e próxima ao estudo feito nos Estados Unidos, para que fosse possível estabelecer os paralelos e fazer comparações diretas entre os resultados.

Também é possível concluir, a partir desses resultados, que o efeito comportamental de sobre-precificação das ações loterias é consistente e robusto à metodologia. Para mais de cem variações de parâmetros, cujos retornos observam de um mês a um ano e levam em conta um único ou cinco dias, todos os resultados otbtidos foram positivos.

6 – CONCLUSÃO

Até onde sabemos, este é o primeiro artigo a utilizar o efeito do pico-fim, uma heurística reconhecida no campo da psicologia, para interpretar e detectar avaliações em retrospecto feita por investidores no mercado financeiro, mais precisamente no mercado de ações brasileiro.

Os investidores brasileiros parecem seguir a Teoria da Perspectiva e avaliar cenários em retrospecto segundo o efeito do pico-fim, de acordo os resultados obtidos. A relação retorno-risco da estratégia de PICO original foi de 1,21 (t-estatístico igual a 5,06), indicando significância a qualquer nível tradicional de confiança. O preço da loteria no mercado de ações brasileiro é alto, cerca de 7% ao ano. Esse é o prêmio que os investidores pagam para comprar as ações-loteria, na expectativa de obter maiores picos de retornos, porém obtendo menores retornos.

Todos os resultados se mantiveram significantes após o controle pelos fatores de Fama e French, com alpha de 6,5% ao ano e t-estatístico de 4,28. Essa significância se manteve também após as regressões com os fatores de momento, assimetria e volatilidade. O fator de volatilidade individualmente explicou parte dos retornos. Após controle por PICOS, não foi observada reversão no efeito de volatilidade, como em Bali et al (2010) para ações americanas.

Após os custos de caixa, transação e aluguel serem acrescidos à estratégia, o Índice de Sharpe foi de 0,57 e o valor de t-estatístico foi de 2,38, ainda significativo a 99% de confiança. A queda dos resultados está em linha com a literatura de Limites para Arbitragens. Limites regulatórios nos grandes fundos de investimento, custos elevados com caixa devido ao alto valor do CDI local, restrições de vendas e custos de aluguel relacionados também com a venda de ações, podem impossibilitar o mercado brasileiro de explorar esse efeito comportamental e de esgotar uma possível ineficiência. Por isso, apesar de não constituir um prêmio de risco, é improvável que o mercado esgote a anomalia de PICO.

Em períodos de crise, onde as preferências por ação-loteria poderiam se alterar, a relação retorno-risco da estratégia de PICO foi de 1,56, contra 1,10 nos demais dias. Apesar desses resultados não apresentarem diferença com significância estatística no Teste-t, interpretamos como um fator positivo de robustez para a estratégia de PICO. Além disso, essa característica pode ser útil para equilibrar carteiras de investidores com outras estratégias, que costumam se correlacionar e apresentar retornos negativos nesses períodos.

7 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Albuquerque R., 2012. "Skewness in stock returns: Reconciling the evidence on firm versus aggregate returns", Review of Financial Studies, Vol.25, pp.1630-1673

Amaya, D, Christoffersen, P, Jacobs, K, Vasquez, A. 2012. "Does realizes skewness predict the cross-section of equity returns?".

Ang, A., Hodrick, R.J., Xing, Y., Zhang, X., 2006. The cross-section of volatility and expected returns. Journal of Finance 61, 259–299.

Ang, A., Hodrick, R.J., Xing, Y., Zhang, X., 2009. High idiosyncratic volatility and low returns: international and further U.S. evidence. Journal of Financial Economics 91, 1–23.

Asness, Clifford S., Tobias J. Moskowitz, and Lasse H. Pedersen, 2009, "Value and momentum everywhere," Working paper, New York University.

Baker, H. K. & Nofsinger, J. R. (2002). Psychological Biases of Investors. *Financial Services Review*, 11, 97–116

Baker, M. & Wurgler, J. (2007). Investor Sentiment in the Stock Market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129–151.

Bali T.G., Brown S., Murray S., and Tang Y., 2015. «Betting against beta or demand for lottery?", Georgetown McDonough School of Business Research Paper No. 2408146, available at SSRN: http://ssrn.com/abstract=2408146 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2408146, accessed on 11th October 2015

Bali, T, Cakici, N, and Whitelaw, R, 2010. "Maxing out: stock as lotteries and the cross-section of expected returns," Journal of Financial Economics.

Bali, T.G., Cakici, N., 2008. Idiosyncratic volatility and the cross-section of expected returns. Journal of Financial and Quantitative Analysis 43, 29–58.

Barber, B. M. & Odean, T. (2000). Trading is Hazardous to Your Wealth: The Common Stock Investment Performance of Individual Investors. *The Journal of Finance*, 55(2), 773–806.

Barberis, N. & Huang, M. (2008). Stocks as lotteries: The implications of probability weighting for security prices. *American Economic Review*, 98(5), 2066–2100.

Barberis, N., and M. Huang, 2005, "Stocks As Lotteries: The Implications of Probability Weighting For Security Prices," working paper. Yale University.

Barberis, Nicholas, and Wei Xiong. Forthcoming. "What Drives the Disposition Effect? An Analysis of a Long-standing Preference-based Explanation." *Journal of Finance*.

Barberis, N. & Thaler, R. (2003). A Survey of Behavioral Finance. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance*. Elsevier. 1053-1121

Blalock, Garrick, David R. Just, and Daniel H. Simon, 2004, Hitting the jackpot or hitting the skids: Entertainment, poverty, and the demand for state lotteries, Working Paper, Department of Applied Economics and Management, Cornell University, December 2004.

Boyer, B., Mitton, T., Vorkink, K., 2010. Expected idiosyncratic skewness. Review of Financial Studies 23, 169–202.

Brunnermeier, M.K., Gollier, C., Parker, J.A., 2007. Optimal beliefs, asset prices and the preference for skewed returns. American Economic Review 97, 159–165.

Caplin, Andrew, and John Leahy, 2001, Psychological expected utility theory and anticipatory feelings, *Quarterly Journal of Economics* 116, 55–79.

Chen L., Li S. and Wang J., 2011. "Liquidity, skewness and stock returns: evidence from Chinese stock market", Asia-Pacific Financial Markets, Vol.18, pp.405-427

Daniel, K. & Titman, S. (1999). Market Efficiency in an Irrational World. *Financial Analysts Journal*, 55(6), 28–40.

De Bondt, W. (1998). A portrait of the individual investor. *European Economic Review*, 42, 831–844.

De Bondt, W. & Thaler, R. (1985). Does the Stock Market Overreact? *Journal of Finance*, 40(3), 793–805.

De Bondt, W. & Thaler, R. (1987). Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality. *The Journal of Finance*, 42(3), 557–581.

De Bondt, W. & Thaler, R. (1989). Anomalies: A Mean-Reverting Walk Down Wall Street. *Journal of Economic Perspectives*, 3, 189–202.

Dittmar R.F., 2002. "Nonlinear pricing kernels, kurtosis preference, and evidence from the cross section of equity returns", The Journal of Finance, Vol.57, pp.369-404

Doane D.P. and Seward, L.E., 2011. "Measuring skewness: a forgotten statistic?", Journal of Statistics Education, Vol.19, pp.1-18

Fama, E.F., French, K.R., 1992. Cross-section of expected stock returns. Journal of Finance 47, 427–465.

Fama, Eugene F., and Kenneth R. French, 1993, Common risk factors in returns on stocks and bonds, *Journal of Financial Economics* 33, 3–56.

Garrett, T.A., Sobel, R.S., 1999. Gamblers favor skewness, not risk: further evidence from United States' lottery games. Economics Letters 63, 85–90.

Goetzmann, William N. and Alok Kumar, 2004, Why do individual investors hold underdiversified portfolios?,Working Paper, Yale International Center of Finance and University of Notre Dame, November 2004.

Hartley, Roger, and Lisa Farrell, 2002, Can expected utility theory explain gambling?, *American Economic Review* 92, 613–624.

Harvey, C., and A. Siddique, 2000, "Conditional Skewness in Asset Pricing Tests," Journal of Finance, 55, 1263-1295

Jegadeesh, N., Titman, S., 1993. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. Journal of Finance 48, 65–91.

Kahneman, D., and A. Tversky, 1979, "Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk," Econometrica, 47, 263-292.

Kahneman, D. & Tversky, A. (1984). Choices, Values, and Frames. *American Psychologist*, 39, 341–350.

Kahneman, D. & Tversky, A. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5, 297–323.

Kahneman, D. (2011). Thinking, Fast and Slow. New York: Farrar, Strauss, and Giroux.

Kane, A., 1982. Skewness preference and portfolio choice. Journal of Financial and Quantitative Analysis 17, 15–25.

Kumar, A. (2009). Who Gambles in the Stock Market? *The Journal of Finance*, 64, 1889–1933.

Kwang, Ng Yew, 1965, Why do people buy lottery tickets? Choices involving risk and indivisibility of expenditure, *Journal of Political Economy* 73, 530–535.

McLean, David, 2013. Does academic research destroy stock return predictability? University of Alberta.

Mitchell, Mark, Todd Pulvino, and Erik Stafford. 2002. "Limited Arbitrage in Equity Markets." *Journal of Finance*, 57(2): 551–84.

Mitton, T., Vorkink, K., 2007. Equilibrium underdiversification and the preference for skewness. Review of Financial Studies 20, 1255–1288.

Narayan P.K. and Ahmed H.A., 2014. "Importance of skewness in decision making: Evidence from the Indian Stock Exchange", Global Finance Journal, Vol.25, pp.260-269

Neumann, John von and Morgenstern, Oskar, *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton, NJ. Princeton University Press, 1953

Odean, Terrance, 1998, Are investors reluctant to realize their losses?, *Journal of Finance* 53, 1775–1798.

Patel, N.R., Subrahmanyam, M.G., 1978. Utility theory and participation in unfair lotteries. Journal of Economic Theory 19, 555–557.

Ricca, B., Almeida, C. e Tessari, C., 2015. Idiosyncratic moments and the Cross-Section of stock returns in Brazil.

Shefrin, Hersh M., and Meir Statman, 1985, The disposition to sell winners too early and ride losers too long, *Journal of Finance* 40, 777–790.

Shefrin, H., and M. Statman, 2000, "Behavioral Portfolio Theory," Journal of Financial and Quantitative Analysis, 35, 127-151.

Shiller, Robert J., 2000, *Irrational Exuberance* (Princeton University Press, Princeton, NJ).

Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1997). The Limits of Arbitrage. *The Journal of Finance*, 52, 35–55.

Thaler, R.H., Ziemba, W.T., 1988. Parimutuel betting markets: racetracks and lotteries. Journal of Economic Perspectives 2, 161–174.

Tversky, Amos, and Daniel Kahneman, 1992, Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty* 5, 297–323.

Zhang, X. J. (2013). Book-to-market ratio and skewness of stock returns. *The Accounting Review*, 88(6), 2213–2240.