UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO

DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS

FELIPE SOSNOWSKI

ANÁLISE ECONOFÍSICA: CONTRATOS FUTUROS DE SOJA NA NEW YORK MERCANTILE EXCHANGE

Porto Alegre
2019

FELIPE SOSNOWSKI

ANÁLISE ECONOFÍSICA: CONTRATOS FUTUROS DE SOJA NA NEW YORK MERCANTILE EXCHANGE

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentado ao Departamento de Ciências Administrativas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Carlo Requião da Cunha

Porto Alegre
2019

FELIPE SOSNOWSKI

ANÁLISE ECONOFÍSICA: CONTRATOS FUTUROS DE SOJA NA NEW YORK MERCANTILE EXCHANGE

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentado ao Departamento de Ciências Administrativas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Administração.

Conceito final:______________

Aprovado em:____ de __________ de 2019

Banca examinadora:

____

Prof. Guilherme Kirch

____

Orientador - Prof. Dr. Carlo Requião da Cunha

Dedico este trabalho aos meus pais, Ramão e Sueli, por terem confiado nas minhas capacidades e por sempre seguirem ao meu lado independentemente das minhas escolhas, tanto profissionais como pessoais.

AGRADECIMENTO

Agradeço aos meus pais, Ramão e Sueli, por me apoiarem e me darem forças nas diversas esferas da minha vida, inclusive as referentes à minha faculdade.

Ao meu irmão Vinicius, por me motivar a seguir em frente.

À minha namorada Lisiane, por ter me apoiado e me inspirado a seguir em frente neste trabalho.

Ao professor Carlo Requião da Cunha, por ter aberto minha mente frente a distintos temas e me orientado neste trabalho.

Aos professores Guilherme Kirch, Antônio Domingos Padula, Antônio Carlos Gastaud Maçada e Fernando Bins Luce, por contribuírem à minha formação e aprendizagem como indivíduo e futuro profissional da área de administração.

Aos colegas de trabalho pela paciência e compreensão frente à necessidade de concluir este trabalho no tempo previsto.

“[...] tanto para os preços quanto para o tempo de negociação, a virtude dos desenhos é que substituem a realidade por algo de manejo simples e fácil. Mas não existe almoço de graça e toda simplificação tem um custo. Em vez disso, é melhor ir além dos desenhos.” (Benoit Mandelbrot)

RESUMO

A situação atual da taxa básica de juros, que está no menor patamar de todos os tempos, está causando um aumento na procura por investimentos de renda variável. O perfil do investidor brasileiro começa a mudar mais rapidamente, ele começa a trocar parte de seus investimentos em renda fixa, como poupança e títulos públicos, por outros de renda variável, como ações, títulos mobiliários, contratos futuros e de moeda estrangeira. O investidor, caso opte por investir individualmente, deve adotar uma estratégia que permita realizar uma análise dos ativos alvos, dentre essas abordagens pode-se destacar a Econofísica, que apesar de pouco utilizada, já tem uma base de conhecimento aplicado bem ampla. Por esse motivo, o presente trabalho visa elaborar uma análise econofísica do mercado de contratos futuros de soja na New York Mercantile Exchange. Para isso foi realizada a coleta de preços de abertura do mercado em um intervalo de 19 anos. A partir disso, foram realizadas análises econofísicas com o intuito de revelar padrões nos dados e possibilitar a criação de uma estratégia de investimento no ativo. Com base nas análises apresentadas no decorrer deste trabalho, pôde-se descartar algumas abordagens de investimentos no ativo em questão, também não foi encontrado um ciclo nos preços, o mostra que não há uma época ótima para investir.

Palavras-chave: Investimento. Mercado financeiro. Econofísica. Economia. Mercado futuro. Contrato futuro de Soja.

ABSTRACT

The current interest rate is on its lowest historical value and this is causing an increase in demand for equity investments. The Brazilian investor profile is rapidly changing and they begin to move from fixed income, savings and federal securities to equity, stocks, futures contracts and foreign currency. Has the investor opted for an individual investment, he or she must adopt a strategy that allows him or her adequately analyze the target financial instruments. Econophysics is an approach that can be used, although only a few investors have been choosing it. Nonetheless, there is already a broad field of related knowledge available. Therefore, this work aims at elaborating an econophysics analysis of the soy beans futures contracts in the New York Mercantile Exchange. For this purpose, opening and close prices were collected for a period of 19 years. Econophysics analyses were then conducted to scavenge patterns from this data and allows for the design of investment strategies. Some approaches have been highlighted based on the analysis performed in this work. No cycle in the price of the financial instruments has been detected. This shows that there is no particular time that is better to invest.

Keywords: Investment. Financial market. Econophysics. Economy. Future market. Soybeans futures.

LISTA DE FIGURAS

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

O cenário de investimentos no Brasil está mudando: devido aos constantes cortes na taxa Selic[1] (que está em seu menor patamar em 33 anos) os investimentos de renda fixa atrelados a essa taxa e ao CDI[2] mostram-se cada vez menos atraentes para uma parte dos investidores. Diversos desses produtos já estão apresentando taxas reais de rendimento negativas, ou seja, não rendem o suficiente para cobrir a inflação, enquanto outros, mesmo apresentando rendimentos positivos, não rendem o suficiente para serem atrativos. Ainda assim, segundo a o Raio X do Investidor Brasilero da Ambima (2019), a poupança continua sendo o produto preferido entre os investidores, considerando que 88% dos brasileiros guardam dinheiro na caderneta.

A poupança data do Brasil imperial, tendo sido criada pelo Imperador Dom Pedro II no ano de 1861. Seu público alvo eram as camadas mais pobres da população e, alguns anos após criada, poderia ser acessada até mesmo por escravos. Atualmente, a situação não se alterou muito, já que ela continua sendo o principal investimento das classes mais baixas e dos investidores de varejo tradicional (aqueles que possuem milhares ou dezenas de milhares investidos).

De acordo com o Raio X do Investidor Brasilero da Ambima (2019), a poupança vai perdendo espaço no portfólio do investidor conforme ele investe valores maiores, entretanto, esses grandes investidores continuam com grandes volumes alocados em renda fixa, como fundos de investimento, papéis do tesouro, debêntures, entre outros. Com base em Moreira (2019), diante do cenário atual de juros mais baixos, e retomada do crescimento da economia, um número crescente de brasileiros começa a se interessar por ativos de renda variável. Dentre esses ativos pode-se destacar os comercializados na bolsa de valores, como por exemplo, ações, contratos futuros e de moeda estrangeira.

Desde o começo do ano, segundo Moreira (2019), o número de investidores individuais cadastrados cresce em média 100 mil por mês, somando

---

[1] Taxa básica de juros da economia. É o principal instrumento de política monetária do Banco Central para controlar a inflação. É cobrada em transações interbancárias que utilizam lastro em títulos públicos

[2] Certificado de Depósito Interbancário, é a taxa utilizada pelos bancos para transações interbancárias realizadas para fechar o balanço diário. O CDI está intimamente ligado à taxa Selic, visto isso, as duas taxas são quase equivalentes.

aproximadamente 1,3 milhões de investidores em agosto de 2019, o que demonstra uma tendência do brasileiro de buscar novas fontes de investimentos. Desta forma, acaba sendo perceptível o fato de que muito disso deve-se a democratização da informação via internet, onde o público geral tem acesso a notícias, livros didáticos, vídeos e diversos outros materiais de investimentos e economia.

Nos Estados Unidos o cenário de investimentos é bem diferente. Devido às baixíssimas taxas de juros constantes na economia, o investidor americano já está acostumado a investir no mercado mobiliário. Segundo o Gallup (2019), 55% dos americanos investem em ações, e esse número se mantém constante desde 2010, quando o percentual era de 54%.

Investidores pessoas físicas podem comprar ações diretamente ou através da participação em fundos de investimento. Nesse caso toda a movimentação de compra e venda fica a cargo do gestor do fundo, que recebe uma comissão para isso. Segundo informações do Consolidado Diário de Fundos de Investimento da Anbima (2019), aproximadamente 8% do patrimônio líquido dos fundos de investimento estão concentrados nos fundos de ações, contra mais de 41% alocados em fundos de renda fixa. Fundos multimercados, aqueles que podem possuir diferentes ativos em seu portfólio, compõem outros 21% do patrimônio líquido; caso o investidor invista de forma individual, cabe a ele o desenvolvimento de uma estratégia de investimentos e alocação na carteira (dentre as metodologias de análises mais conhecidas pode-se citar a financeira, a fundamentalista e a técnica).

Desde os anos 90, uma nova abordagem de análise de mercado vem sendo utilizada e aperfeiçoada com base em conceitos físicos; a Econofísica. Essa tem se mostrado uma nova opção às tradicionais metodologias de análise. Segundo Jovanovic et al. (2019, p.2, tradução do autor[3]) o termo Econofísica geralmente se refere à extensão de métodos e ferramentas tradicionalmente introduzidos e desenvolvidos no campo da física estatística e teórica ao estudo de problemas comumente considerados dentro da esfera da economia e, particularmente, de finanças. Ainda de acordo com Da Silva e Matsushita (2017, p. 5), as principais abordagens de física utilizadas pelos econofísicos são os modelos de mecânica

[3] The term econophysics generally refers to the extension of methods and tools traditionally introduced and developed in the field of statistical and theoretical physics to the study of problems commonly considered to fall within the sphere of Economics, and particularly problems in finance.

estatística, que é o ramo da física teórica que usa teoria da probabilidade para estudar o comportamento médio de um sistema mecânico, onde o estado do sistema é incerto.

Frente ao cenário atual, onde os investidores lidam cotidianamente com taxas de rendimento cada vez menos atrativas em investimentos de renda fixa, faz-se necessário um maior entendimento sobre investimentos de renda variável, a fim de garantir uma melhor alocação de portfólio do investidor, evitando riscos desnecessários e otimizando os retornos da carteira. Sendo assim, investir em ativos diversificados, tanto de retornos fixos como variáveis, acaba por ser fundamental e agrega muita robustez a uma carteira de investimentos, podendo ser um grande diferencial em períodos de juros baixos e retomada da economia.

Deste modo, mostra-se também interessante o estudo de uma base de dados com preços de ativos, pois através do estudo dessa, pode-se compreender alterações de preço e retornos, sendo possível elaborar uma estratégia com base em uma análise de abordagem econofísica que se adapte ao mercado. A partir disso, torna-se palpável a realização do estudo em questão onde, para tal, foi selecionado um ativo do mercado futuro na New York Mercantile Exchange (cuja base de dados possui uma série preços de abertura diários), possibilitando a utilização das técnicas descritas no decorrer desse trabalho. Diante do estudo, levanta-se o seguinte problema de pesquisa: como podemos desenvolver uma estratégia de maximização de ganhos utilizando como base a análise econofísica de uma série de retornos de um ativo?

1.1 JUSTIFICATIVA

Com taxas de juros cada vez menores, investimentos mais tradicionais, como a poupança e títulos com rendimento atrelado à taxa Selic e ao CDI, estão se tornando cada vez menos atraentes para o investidor brasileiro, que agora deve procurar outros tipos de ativos com rendimentos maiores, incluindo os investimentos de renda variável. Entretanto, de acordo com o Raio X do Investidor Brasileiro da Ambima (2019), o brasileiro não está acostumado a investir nesses ativos, que demandam um maior entendimento de análise de mercado.

O número de pessoas buscando informações sobre ações no Brasil parece estar aumentando, já que segundo o Google Trends (2019), de 2014 a 2019, o número de buscas pelo termo “ações” mais do que triplicou, o que pode significar um apetite maior do brasileiro pelo mercado acionário, tendo esse ainda não se refletido na montagem do seu portfólio, mas havendo grandes chances de isso acontecer caso o cenário econômico se mantiver assim. Dito isso, o perfil do investidor brasileiro tende a se aproximar do americano, essa é uma mudança cultural, lenta, mas de grande impacto no setor de investimentos.

Ao adotar uma boa estratégia de alocação de recursos em renda fixa e variável, o investidor consegue maximizar seus retornos, mantendo boa parte de sua carteira segura, alheia a variações do mercado, ao mesmo tempo que pode aproveitar essas variações de forma positiva em seus investimentos variáveis. Desse modo, torna-se possível buscar rendimentos maiores que os oferecidos pelos investimentos tradicionais, com parte dos riscos minimizados, já que uma parte da carteira está protegida.

Trazer para o centro das atenções a discussão de uma estratégia de investimento em renda variável (nesse caso, ao contratos futuros da soja), que utiliza como base as ferramentas da Econofísica, pode ser um passo decisivo nos rumos da estratégia de alocação de ativos de um investidor. As abordagens mais utilizadas atualmente, carecem de comprovações matemáticas e são muitas vezes falhas; um estudo recente de Chague e Giovannetti (2019), mostrou que de 2013 a 2015, 91% dos novos *day-traders*[4] tiveram prejuízo. Nas operações de curto prazo como o *day-trade,* é utilizada muitas vezes uma abordagem chamada análise técnica, que basicamente busca padrões nos gráficos dos ativos, ignorando qualquer outra informação. Outros tipos de abordagens, como a financeira e a fundamentalista, também não se mostram falhas acertivas em todos os momentos. Dado isso, com o ambiente atual de renda fixa, o estudo de uma abordagem centrada em princípios físicos, encontrados na natureza, torna-se interessante, na medida em que traz mais uma opção ao investidor, agregando maior robustez à sua estratégia.

O projeto em questão mostra-se importante ao passo em que contribui à formação acadêmica ao mesmo tempo em que gera um insumo precioso para a análise de ativos do mercado acionário. Além disso, torna-se aplicável pela

[4] Estratégia de operação em que o investidor compra um ativo e o vende no mesmo dia, buscando o lucro.

possibilidade de ser utilizado como parte de uma estratégia de investimentos por qualquer investidor.

Para isso, o mesmo guiar-se-á a partir de conceitos desenvolvidos sob a esfera da Econofísica, desenvolvidos por diversos pesquisadores desde a década de 90, mas tendo seu ponto de largada segundo alguns autores nas pesquisas de Benoît Mandelbrot (1963, 1965), que viu uma analogia entre a evolução dos mercados financeiros e fenômenos físicos. Ademais, trata de um assunto atual e ainda pouco explorado pelos investidores e pela pesquisa acadêmica.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1. Objetivo Geral

Desenvolver uma estratégia de investimento para os contratos futuros da soja relacionado na New York Mercantile Exchange por meio de uma abordagem Econofísica, buscando otimizar os lucros.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Obter série histórica do ativo selecionado;
- Analisar o tipo da distribuição dos retornos;
- Analisar a densidade espectral dos retornos;
- Analisar a autocorrelação dos retornos;
- Comparar análises com a literatura disponível;
- Elaborar estratégia de investimento para os contratos futuros da soja.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Por meio da produção em questão, serão expostos os conceitos fundamentais para o desenvolvimento da análise do ativo e da interpretação dos resultados desse. Tendo em vista o que se configura como primordial ao desenvolvimento da análise, é possível citar dois principais conceitos: Econofísica (conceito que caracteriza a área de estudo que trata da junção de conceitos físicos e econômicos), e Mercado Futuro (parte da bolsa de valores que opera com a compra e venda de ativos à um determinado valor pré-estabelecido).

2.1 ECONOFÍSICA

O termo Econofísica é um neologismo criado nos anos 90: ele deriva da junção das palavras economia e física, e acaba por descrever a junção dessas duas áreas. Apesar de anteriormente significar, basicamente, o uso de ferramentas e estudos físicos aplicados à problemas econômicos, hoje já existe um intercâmbio muito maior entre as duas áreas.

O primeiro uso escrito desse novo termo veio através de um artigo de Stanley et al. (1996). Entretanto, segundo Jovanovic, Mantegna e Schinckus (2019), pode-se traçar as origens da econofísica nos estudos de Mandelbrot realizados na década de 60, mais especificamente nos anos 1963 e 1965, para Kutner e Grech (2008), a área nasceu mais recentemente, nos anos 90, nas pesquisas de Mantegna, que fez uma análise estatística em índices da bolsa de valores de Milão, utilizando de preceitos da física. De acordo com a Jovanovic et al. (2019):

> [...] Econofísica visa fornecer modelos que reproduzem os comportamentos estatísticos do preço das ações ou variações de retorno, incluindo seus valores extremos e, em seguida, aplicar esses modelos ao estudo de produtos financeiros e estratégias, como precificação de opções, otimização de portfólio, microestrutura de mercado, design de estratégias de negociação ideais, decisões de negociação de investidores individuais ou *crashes* de mercado. (JOVANOVIC et al., 2019, p.2, tradução do autor[5])

[5] "Econophysics aims to provide models that reproduce the statistical behaviors of stock price or return variations, including their extreme values, and then to apply these models to the study of financial products and strategies, such as options pricing, portfolio optimization, market microstructure, design of optimal trading strategies, trading decisions of individual investors, or stock market crashes."

As contribuições que a Econofísica traz para o estudo da economia, em especial dos mercados financeiros, é muito importante, podendo traçar um paralelo entre fenômenos naturais (como terremotos e cheias em rios) e as flutuações de preços de ativos, já que ambos tem movimentações muito similares parecendo respeitar as mesmas regras naturais. Ademais, essa abordagem é muito diferente da tradicionalmente aceita pela academia e pelo mercado, que ainda segundo Jovanovic et al. (2019, p.3, tradução do autor) apesar da existência de várias semelhanças conceituais e históricas e algumas pontes entre econofísica e economia financeira (por exemplo, conferências e questões especiais), o diálogo entre os dois campos segue difícil. Segundo Jovanovic e Schinkus (2017) a estrutura desenvolvida pelos econofísicos descreve a evolução dos mercados financeiros de uma maneira muito diferente daquela usado pelos atuais modelos financeiros ditos padrão[6]. Atualmente, embora menos visível do que a economia financeira, a Econofísica influencia os mercados e práticas financeiras ao propor novas maneiras de lidar com dados financeiros, ou seja, com o gerenciamento financeiro.

2.1.1. Função Distribuição Acumulada (em inglês, Comulative Distribution Function, ou ainda, CDF)

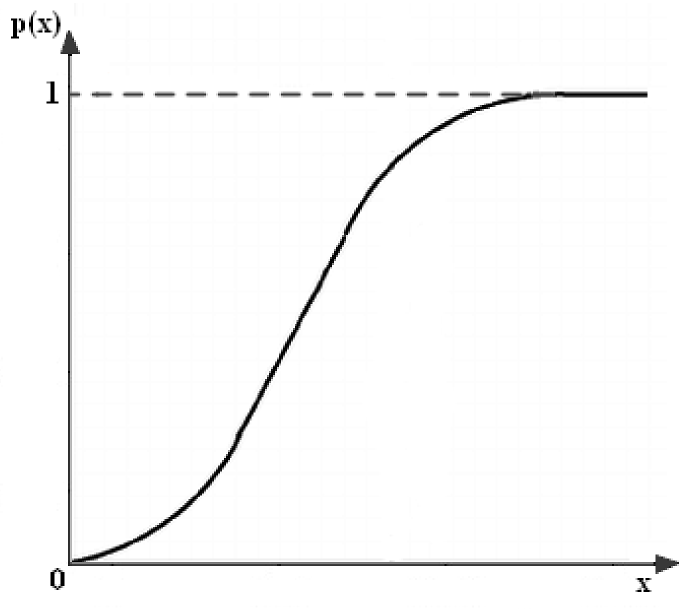
A Função Distribuição Acumulada de uma variável aleatória fornece a probabilidade da mesma ser menor que um certo valor de x. Para cada valor de x é determinada uma probabilidade entre 0 e 1. Matematicamente pode-se escrever essa função como Pr (X <= x).

Cada evento possui uma determinada probabilidade de ocorrer, por exemplo, se desenhamos o gráfico da função distribuição acumulada do salário dos trabalhadores em uma cidade, a soma de toda as probabilidades de cada valor salarial é igual a 1. Com base no gráfico que representa essa função, podemos ver facilmente quantos trabalhadores recebem até determinado valor; uma curva representaria bem esse exemplo, pois trata-se de uma distribuição de variável contínua. A função distribuição acumulada também pode representar as probabilidades de variáveis discretas; nesse exemplo, ela ficaria parecida com uma

[6] Pode-se supor que os modelos ditos padrão pelos autores são os mais utilizados atualmente, como, por exemplo, a análise técnica e a análise fundamentalista.

escada. Segundo Farias, Kubrusly e Souza (2017, p.11), “conhecendo a função de distribuição de uma variável aleatória qualquer é possível calcular a probabilidade dessa variável aleatória pertencer a qualquer intervalo da reta”.

Gráfico 1 - Função Distribuição Acumulada

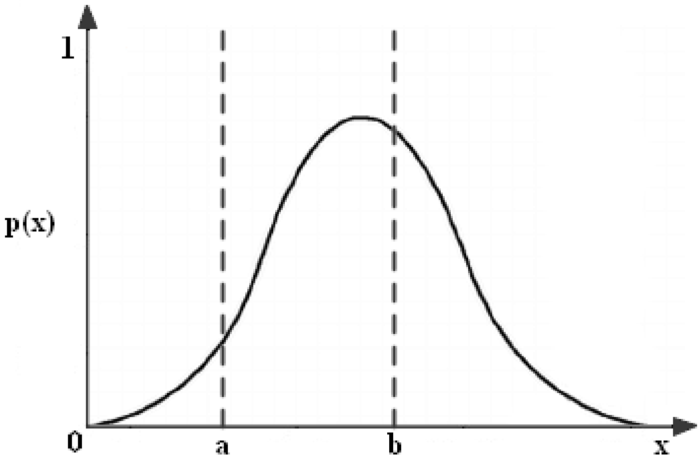


Fonte: Do autor

2.1.2. Função Densidade de Probabilidade (Em inglês, Probability Density Function, ou PDF)

Pode-se descrever a função densidade de probabilidade como a função que explicita a probabilidade de uma variável aleatória contínua tomar um valor dado. Segundo Freund (2006, p. 215) as densidades de probabilidade se caracterizam pelo fato de que a área sob a curva entre dois valores quaisquer a e b dá a probabilidade de uma variável aleatória com essa distribuição contínua tomar um valor no intervalo de a e b. Essa função possui diversos usos, podemdo, por exemplo, calcular desde a probabilidade de chover determinado volume em uma região, o que implicaria nos cálculos dos retornos ao se investir em uma plantação, até a aceitação de um produto pelos consumidores, caso o preço esteja em determinada faixa de valores

Gráfico 2 – Função Densidade de Probabilidade



Fonte: Do autor

O gráfico 2 mostra a função densidade de probabilidade, onde a área entre as linhas tracejadas representa a probabilidade de a ≤ x ≤ b, essa área pode ser calculada realizando-se a integral de f(x) entre os pontos a e b. Calculando-se a integral entre 0 e infinito, obtemos o resultado de 1, que se trata da soma de todas as probabilidades presentes na distribuição

A função densidade de probabilidade pode assumir diversas formas, da clássica forma de sino à distribuição de cauda longa[7], nesse último tipo, grande parte dos resultados encontram-se na cauda, de modo que poucas amostras geram a maior parte dos resultados, mas a parcela que encontra-se na cauda é muito significativa, pois quando somada se torna muito substantiva em número de ocorrências e em resultados. Outras formas gráficas também podem ser encontradas, por exemplo, uma distribuição que tenha duas aglomerações de resultados teria a forma de duplo sino, possuindo dois picos de probabilidade.

Chris Anderson, em seu livro A Cauda Longa (2004), descreve casos de algumas empresas que atuam utilizando-se da estratégia da cauda longa, que se resume à direcionar as energias da organização para várias pequenas ações de menor demanda, no lugar de investir em poucas grandes ações com muita demanda. Dentre as empresas que o autor cita, estão a Amazon, a Rhapsody e a Netflix, essas empresas têm em comum o fato de serem digitais e atuarem com produtos de nicho que não são encontrados em seus concorrentes físicos, bem

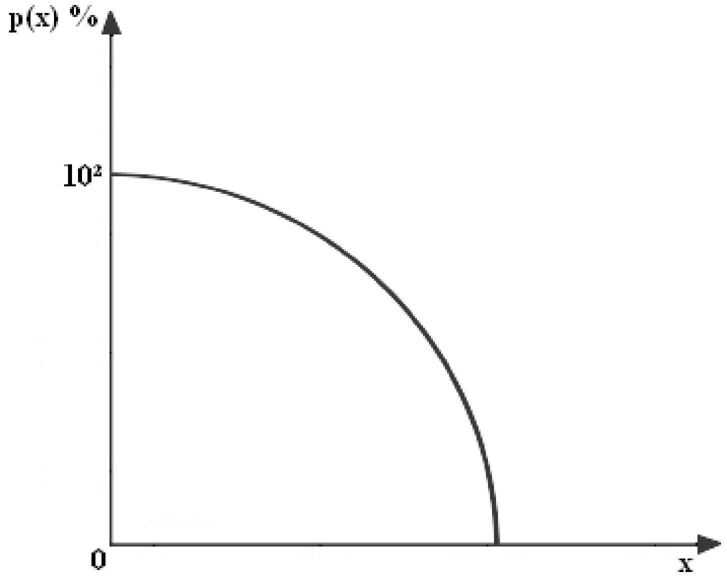
[7] Cauda longa é aquela em que o limite de X tende ao infinito.

como livros, músicas e obras cinematográficas menos conhecidas. Essas empresas têm pouquíssimos custos extras para trabalhar com esses produtos, pois elas possuem uma "estante infinita", já seus concorrentes físicos atêm-se aos hits (os produtos mais badalados e em destaque no mercado), pois o custo marginal de alocar mais produtos em seu acervo não compensa a baixa venda desses itens.

2.1.3. Função de Distribuição Acumulada Complementar (Em inglês, Complementary Cumulative Distribution Function, ou CCDF)

A função de distribuição acumulada complementar, como o nome sugere, é um complemento da CDF. Essa descreve a probabilidade de uma variável aleatória contínua ter um valor menor ou igual a um valor dado, enquanto a função de distribuição acumulada complementar, descreve a probabilidade de uma variável aleatória contínua ter um valor maior ou igual a um valor dado, sendo calculada subtraindo-se a CDF de 1. A CCDF mostra-se útil para o estudo das distribuições de cauda longa, pois retrata melhor (visualmente) esses casos, além de ser muito útil para testes de hipóteses, para modelagem de processos industriais e físicos, entre outras aplicações.

Gráfico 3 – Função de Distribuição Acumulada Complementar



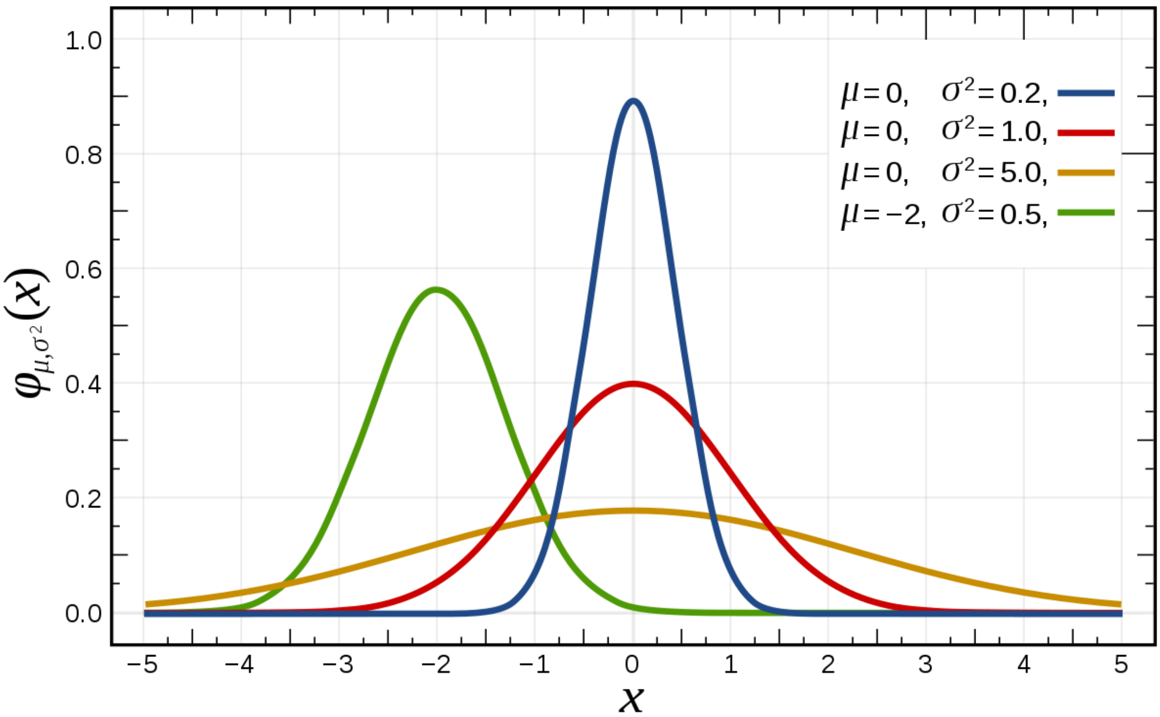
Fonte: Do autor

2.1.4. Distribuição Normal

A distribuição normal, também chamada de distribuição Gaussiana, distribuição de Gauss ou distribuição de Laplace–Gauss, em referência a Carl Friedrich Gauss e Pierre–Simon Laplace, ambos matemáticos, físicos e astrônomos, é, de acordo com Devore (2006, p. 141), a mais importante de todas em probabilidade e estatística. Diversas populações numéricas podem ser descritas aproximadamente por uma curva de distribuição normal, cabe-se destacar, segundo Devore (2006, p. 141), alturas, pesos e outras características físicas, erros de medida em experimentos científicos, tempos de reação em experimentos psicológicos, medidas de inteligência, indicadores econômicos, entre outros. Segundo Ross (2010):

> A distribuição normal foi introduzida pelo matemático francês Abraham DeMoivre em 1733, que a utilizou para obter aproximações probabilísticas associadas a variáveis aleatórias binominais com parâmetro n grande. Esse resultado foi mais tarde estendido por Laplace e outros [...] (ROSS, 2010, p. 244)

Gráfico 4 – Distribuição Normal



Fonte: Wikipedia - Distribuição normal[8]

[8] Disponível em: https://pt.wikipedia.org/wiki/Distribui%C3%A7%C3%A3o_normal Acesso em: 26 out. 2019

A distribuição normal consiste em uma curva em forma de sino centrada na média, que se estende infinitamente pelo eixo x sem nunca tocá-lo, sendo, portanto, assintótica. Dizemos que uma distribuição normal padrão acontece quando a média é 0 e o desvio padrão 1, todavia existem infinitas outras curvas normais, cada uma com sua média e desvio padrão. A lógica por trás da distribuição normal é que quase todos os resultados possíveis estão a poucos desvios padrões de distância; essa máxima é verdadeira para variáveis como a altura e o peso dos seres humanos, mas não se aplica a riqueza, por exemplo.

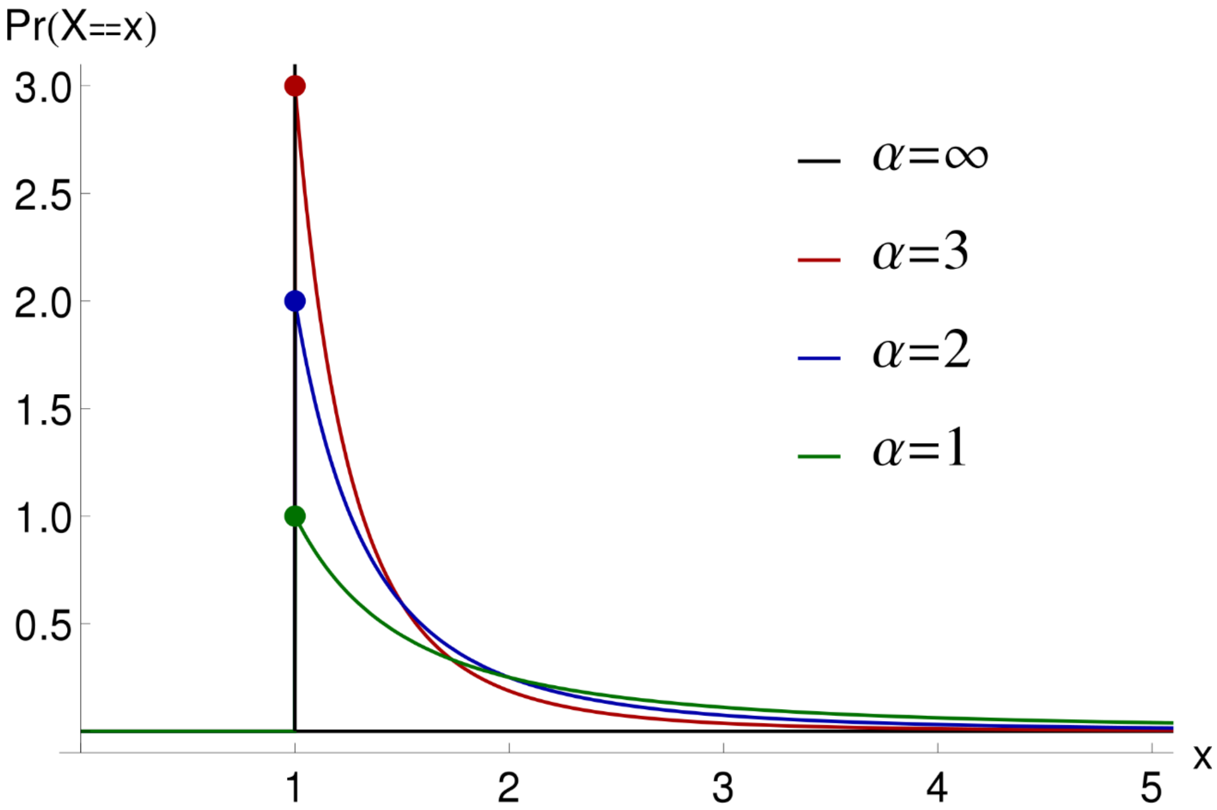
2.1.5. Distribuição de Pareto

A distribuição de Pareto é usada, principalmente, para descrever fenômenos sociais, científicos, geofísicos, atuariais, entre outros. Originalmente, foi desenvolvida por Vilfredo Pareto para descrever a distribuição de riqueza na sociedade, dela deriva o famoso Princípio de Pareto, também chamado coloquialmente de “regra do 80/20”, no problema originalmente trabalhado por Pareto, essa regra mostrava que 80% da riqueza da sociedade estava nas mãos de 20% da população, o Princípio, de modo geral, diz que aproximadamente 80% dos efeitos advêm de 20% das causas.

Segundo Glen (2015), a distribuição de Pareto é uma curva com cauda pesada[9], ou seja, possui muitas informações nas caudas. Ou seja, ela é importante para o estudo de eventos que não se encaixam na distribuição normal, Arnold (2015) cita alguns fenômenos cuja distribuição de tamanho exibem caudas Paretianas, dentre eles pode-se incluir tamanhos de cidades, tamanhos de empresas, tamanho de locais de ocorrências geológicas e reinvidicações de seguros.

[9] Cauda pesada é aquela que pode ser descrita por x^-a, ou seja, que respeita uma lei de potência.

Gráfico 5 – Distribuição de Pareto



Fonte: Wikipedia - Pareto distribution[10]

O princípio de Pareto é muito utilizado no mundo dos negócios diante da decisão de qual a prioridade em uma organização, podendo aplicar a regra dos 80/20 e, com base em uma análise estatística, escolher a prioridade a ser elencada. Por exemplo, uma instituição que está migrando sua base de clientes para uma nova plataforma pode migrar os poucos clientes responsáveis pela maior receita primeiro, deixando os outros clientes para uma futura migração. Esse princípio pode ser estendido para diversas outras áreas da organização e para inúmeras atividades fora do mundo corporativo.

2.1.6. Processos Estacionários

Um processo dito estacionário é aquele que mantém uma regularidade durante o tempo, ou seja, as amostras não se distanciam muito da média (a altura

[10] Disponível em: https://en.wikipedia.org/wiki/Pareto_distribution Acesso em: 26 out. 2019

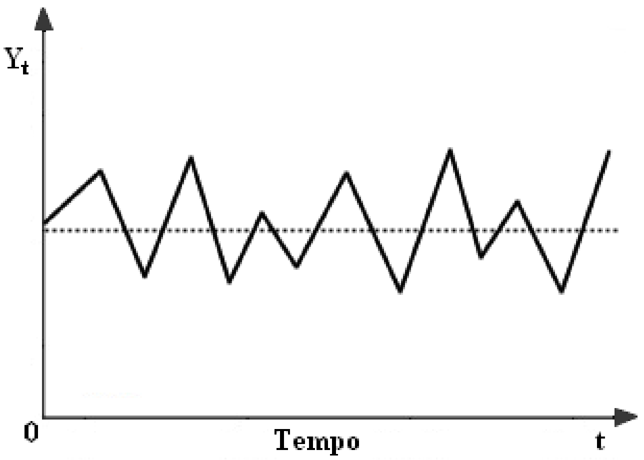
das pessoas de determinado local, por exemplo, é estacionária). A Estacionariedade é uma propriedade esperada em uma série temporal, que se deseja estudar com o objetivo de estabelecer um modelo de previsão dos seus valores futuros. Caso uma série possua um comportamento aleatório, a previsão de seus próximos valores torna-se mais complicada.

O conceito utilizado nesse trabalho será o de Estacionariedade Fraca: uma série é considerada fracamente estacionária se apresentar média e variância constantes através do tempo e a covariância entre dois valores depender apenas da distância entre eles. Segundo Maia (2013):

> Em modelos de previsão, a estacionariedade é importante, primeiro, porque supõe que o relacionamento entre Yt e seus valores defasados Yt–s seja o mesmo em todos os períodos t. Segundo, porque sinaliza a convergência da série para uma média histórica segundo uma distribuição de probabilidade previsível. (MAIA, 2013, p. 250)

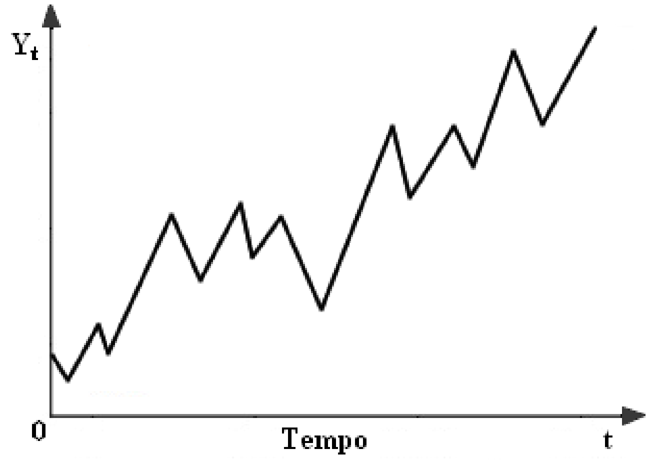
Séries não estacionárias podem ser descritas como séries que apresentam heteroscedastidade. Esse fenômeno estatístico é observado quando séries de valores apresentam variâncias distintas para cada valor observado, ou seja, se dispersam fortemente em torno de uma reta.

Gráfico 6 – Série Estacionária



Fonte: Do autor

Gráfico 7 – Série Não Estacionária



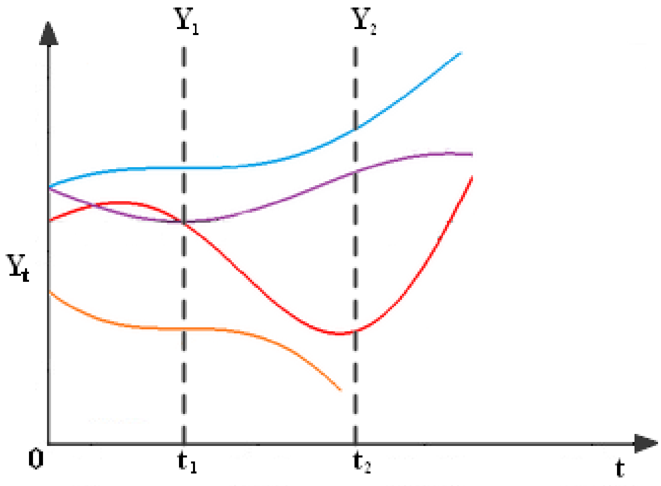
Fonte: Do autor

2.1.6.1. Processos Estocásticos

O processo estocástico pode ser definido como um conjunto de variáveis aleatórias ao longo do tempo que, em geral, descrevem as possibilidades de ocorrências futuras em uma série temporal. Ao invés de descrever as projeções futuras de uma série temporal de variáveis aleatórias através de uma equação determinística, pode-se utilizar um processo estocástico, assim, obtêm-se diversas trajetórias temporais possíveis para a evolução do sistema.

Dentre todas as possibilidades de trajetória em um processo estocástico, é chamada de realização aquela que foi, de fato, a seguida pelo sistema. Por exemplo, pode-se descrever a trajetória de preços de uma ação em um determinado espaço de tempo como a sua realização, pois das diversas outras possibilidades de trajetos, foi esse o traçado pelos preços; nesse exemplo, o processo estocástico se refere a todas possibilidades de trajetórias de preços dessa ação no intervalo determinado de tempo.

Gráfico 8 – Processo Estocástico



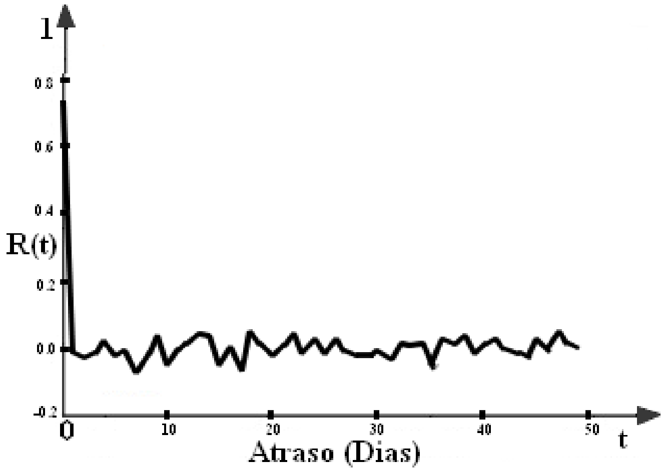
Fonte: Do autor

2.1.7. Função de Autocorrelação

Em um processo estocástico, a função de autocorrelação indica a relação entre os valores presentes e os passados de determinada função. Segundo Maia (2007,p. 258), “a partir das correlações entre valores observados em um período base (t) e seus valores defasados (t−k), é possível verificar em que medida os valores de um período base influenciam ou são influenciados por valores defasados da série”.

Pode-se observar dois tipos de processos com base nos padrões de correlação entre os valores presentes e passados, estacionários e não estacionários. No primeiro, a correlação entre valores presentes e passados tende a zero conforme o tempo passa, já nos processos não estacionários observa-se uma assimilação forte das variações do período t no período t+1 e assim sucessivamente.

Gráfico 9 – Função de Autocorrelação



Fonte: Do autor

O gráfico acima mostra a função autocorrelação do logarítmo da mudança do preço diário de um ativo em um determinado intervalo de tempo, sendo assim pode-se observar que a "memória" do ativo é de menos de um dia. A partir de determinado valor, a correlação tende a zero, podendo-se observar uma situação de passeio aleatório[11] em torno de zero.

2.1.8. Densidade Espectral

A densidade espectral é uma medida de variância em função da frequência, que mostra-se útil na detecção de padrões periódicos que não são identificáveis a "olho nu". Desse modo, é útil para a identificação de ciclos escondidos em meio à ruídos (por exemplo, pode-se encontrar variações sazonais, safra e entressafra dos preços de ativos agropecuários).

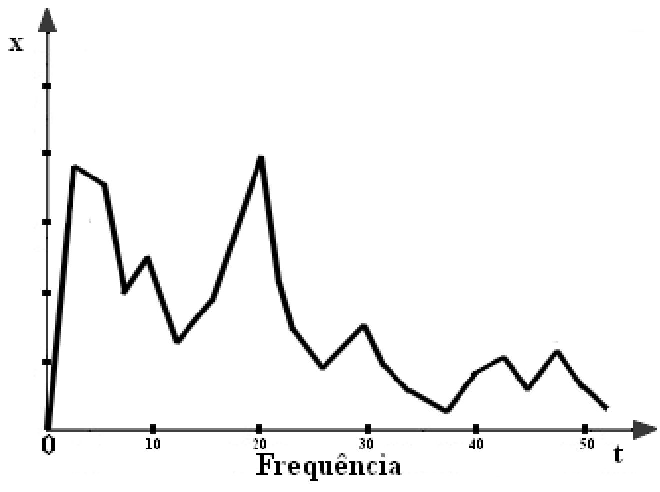
A partir da aplicação da Transformada de Fourier[12] em uma função de autocorrelação extrai-se a função de densidade espectral. Essa função é uma medida de variância em função da frequência,que é útil para detectar padrões periódicos não identificáveis a "olho nu" ou identificar padrões em meio à ruídos; nesse sentido, pode-se, por exemplo, encontrar variações sazonais (safra e

[11] É um processo estocástico no qual uma partícula se move aleatoriamente em um ambiente, a cada instante n essa partícula anda uma unidade de distância (que se mantém sempre constante) em qualquer direção.
[12] Decomposição de um sinal em senóides e cossenóidess, explicitada com mais detalhes no parágrafo seguinte.

entressafra) dos preços de ativos agropecuários. Por meio do gráfico gerado pela função de densidade espectral, é possível observar se há padrões no movimento dos preços ou retornos de uma ação e, com base nessa análise, elaborar um pilar de uma estratégia de elaboração de portfólio de ativos.

Conforme trazido pelo site Só Matemática (1998-2019), em 1822, o matemático e físico francês Jean Baptiste Fourier desenvolveu a teoria de que qualquer sinal pode ser expresso como uma soma de senos e cossenos de diferentes frequências, amplitudes e fases. Ele utilizou isso como uma ferramenta para auxiliar no estudo de ondas e fluxos de calor. A partir dessa teoria, fez-se possível o desenvolvimento do que hoje conhecemos por Transformada de Fourier, que consiste em uma decomposição de um sinal em suas componentes elementares, senóides e cossenóides. Pode-se usar a transformada para representar um sinal temporal no domínio da frequência, o que torna alguns sinais mais fáceis de serem interpretados. Por exemplo, quando se deseja saber o quão frequentemente um sinal atinge determinado valor, pode-se usar a Transformada de Fourier a fim de decompor o sinal original na soma de ondas sinusoidais.

Gráfico 10 – Densidade Espectral



Fonte: Do autor

2.2 HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES

É possível relacionar a função de autocorrelação com a Hipótese de Mercados Eficientes desenvolvida por Eugene Fama em 1970. Para Reis (2018), segundo a hipótese de Fama, o mercado seria considerado eficiente se refletisse de forma ágil todas as informações disponíveis nos preços dos ativos, ou seja, tornando impossíveis ganhos anormais (retornos maiores que o retorno ajustado ao risco do portfólio). A posse de informações sobre o mercado não garantiria vantagem a um operador. Segundo Rabelo Junior e Ikeda (2004), a base teórica da hipótese de Fama se sustenta em três argumentos relacionados a racionalidade dos investidores, sendo eles: todos os investidores são racionais, sendo assim, todas as estimativas de preços são racionais; ações irracionais no mercado são aleatórias, alguns investidores podem interpretar errado alguma informação e agir de modo irracional, supõe-se que essas participações, por sua aleatoriedade, acabem se cancelando; uma maior presença de arbitradores racionais direciona o mercado para o preço correto do ativo, já que os investidores irracionais se anulam.

Em seu artigo publicado no Journal Of Finance (1970), Fama propõe três formas de eficiência de mercado: Fraca, semiforte e forte. Na primeira forma de eficiência os preços refletem toda a informação contida no registro de preços passados, ou seja, análises gráficas seriam inúteis para tentar se obter vantagem sobre o mercado. Na segunda forma os preços retratam, além do já descrito na forma fraca, todas as informações públicas sobre o ativo, como notícias, anúncios, boatos, entre outros. Na terceira e última forma, todas as informações, públicas ou as chamadas informações privilegiadas, estão contidas no preço do ativo. Dito isso, um mercado é dito eficiente se ele não apresenta memória, tendo a função de autocorrelação caindo rapidamente a zero, no caso de um mercado não eficiente, pode-se dizer que ele possui memória, a autocorrelação não decai rapidamente a zero e abre-se margem para arbitragem.

De acordo com Ross et al. (2015), os investidores não precisam se preocupar com o preço de uma ação comprada, pois o mercado já incorporou todas informações ao preço, como os dividendos e algumas outras características. Entretanto, eles ainda precisam se preocupar com o seu nível de exposição ao risco e o seu grau de diversificação, por exemplo. De acordo com a hipótese de Fama, em um mercado eficiente os investidores profissionais não conseguiriam rendimentos relevantes superiores aos índices de mercado, a possibilidade de retornos acima do mercado só seria possível em mercados ineficientes.

3. METODOLOGIA

O trabalho em questão trata-se de um estudo de caso dos contratos futuros da soja na New York Mercantile Exchange, com o intuito de analisar o ativo. Para a elaboração desse será realizada uma pesquisa quantitativa e, diante disso, primeiramente, será realizada uma coleta de dados, contendo preços de abertura do ativo na Bolsa de Nova Iorque e, após, uma compilação e organização dos dados no editor de planilhas Microsoft Excel, além da análise desses. A coleta dos dados será feita através de um site renomado e especializado na área, o Investing.com(2019), utilizando de uma base de dados atualizada e completa, enquanto a análise dos mesmos será feita a partir de ferramentas estatísticas, especialmente o Julia[13] e em gráficos plotados no gnuplot[14]. Após, será realizada uma comparação dos modelos obtidos com a literatura disponível para posteriormente, ser realizada a análise quantitativa e qualitativa dos resultados obtidos nas ferramentas gnuplot e Julia.

[13] Linguagem de programação gratuita e de código aberto surgida em 2012, esta tem o propósito de ser uma linguagem de alto nível e de compilação rápida.
[14] Programa gerador de gráficos.

4. ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS DADOS COLETADOS

Os dados obtidos foram organizados no Microsoft Excel e inseridos no software Julia, após isso foram plotados os gráficos no software gráfico gnuplot. A partir dos dados foram extraídas as seguintes análises.

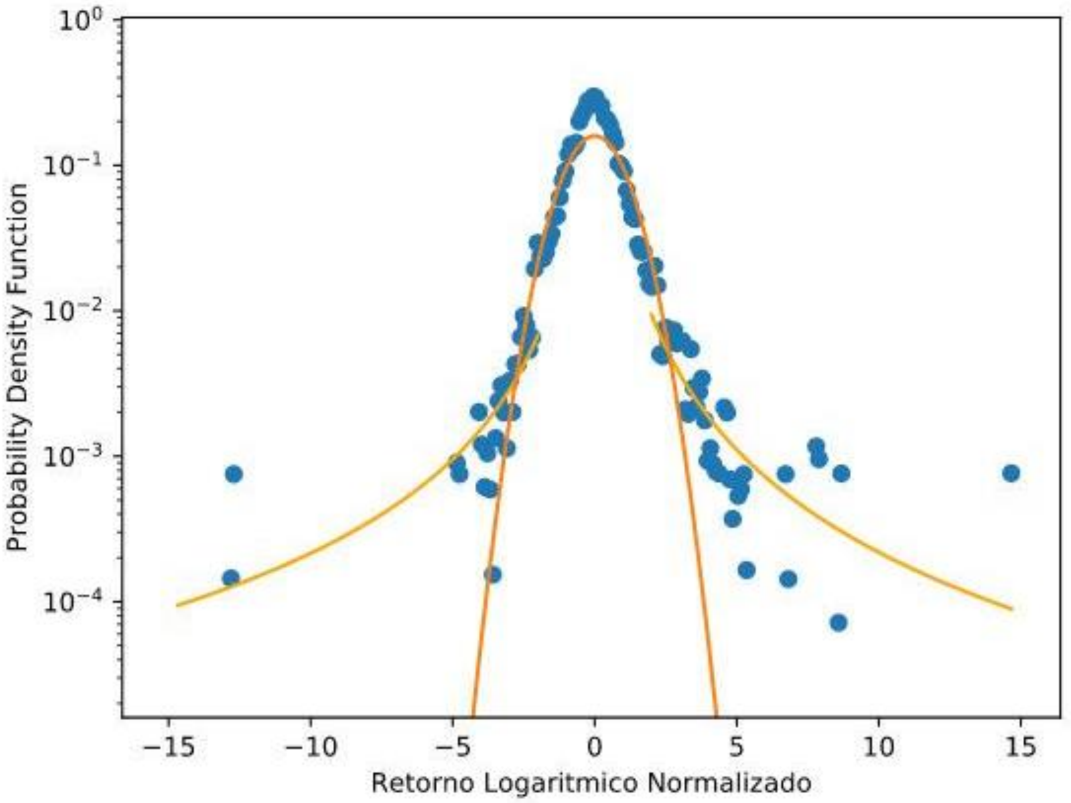
4.1. ANÁLISE DA FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE (PDF)

Para essa análise foi utilizado o retorno logarítmico normalizado, que propicia uma visão mais fácil dos gráficos. Desse modo, pode-se observar no gráfico abaixo que os retornos obtidos na série histórica não possuem uma distribuição perfeitamente Gaussiana. O gráfico mostra uma forma mista de distribuição, sendo a parábola laranja uma aproximação Gaussiana dos resultados, que encaixa bem nos dados que não se distanciam muito da média. As linhas amarelas são uma aproximação com base em funções de potência, ou seja, exponenciais ou funções de cauda longa; alguns pontos são parcialmente representados pela aproximação exponencial, mas não se distanciam o suficiente da forma Gaussiana, o que implica no não acontecimento de caudas longas.

Dito isso, como a maioria dos pontos atende a uma distribuição Gaussiana, isto implica por exemplo, que pode-se usar a maioria as ferramentas estatísticas tradicionais, como média, desvio, variância, entre outros, para calcular o retorno estimado. Contudo, pequenas porções das caudas são melhor modeladas por funções de potência, já que fogem do escopo da distribuição Gaussiana, essas porções são o chamados “cisnes negros[15]”. Desse modo, é possível pensar em um exemplo onde o valor esperado do retorno pode ser zero, com desvio de dois, mas pode aparecer um *outlier*[16] com perda de -10, a probabilidade de isso acontecer, contudo, segundo o gráfico é muito baixa (aproximadamente 0,0001), sendo a componente Gaussiana da distribuição pelo menos uma ordem de magnitude maior.

[15] Termo criado por Nassim Nicholas Taleb para descrever um evento raro, de grande impacto e impossível de ser previsto com base em análises do passado.
[16] Trata-se de um valor atípico, uma observação com grande afastamento do restante da série.

Gráfico 11 – Análise da Função Densidade de Probabilidade



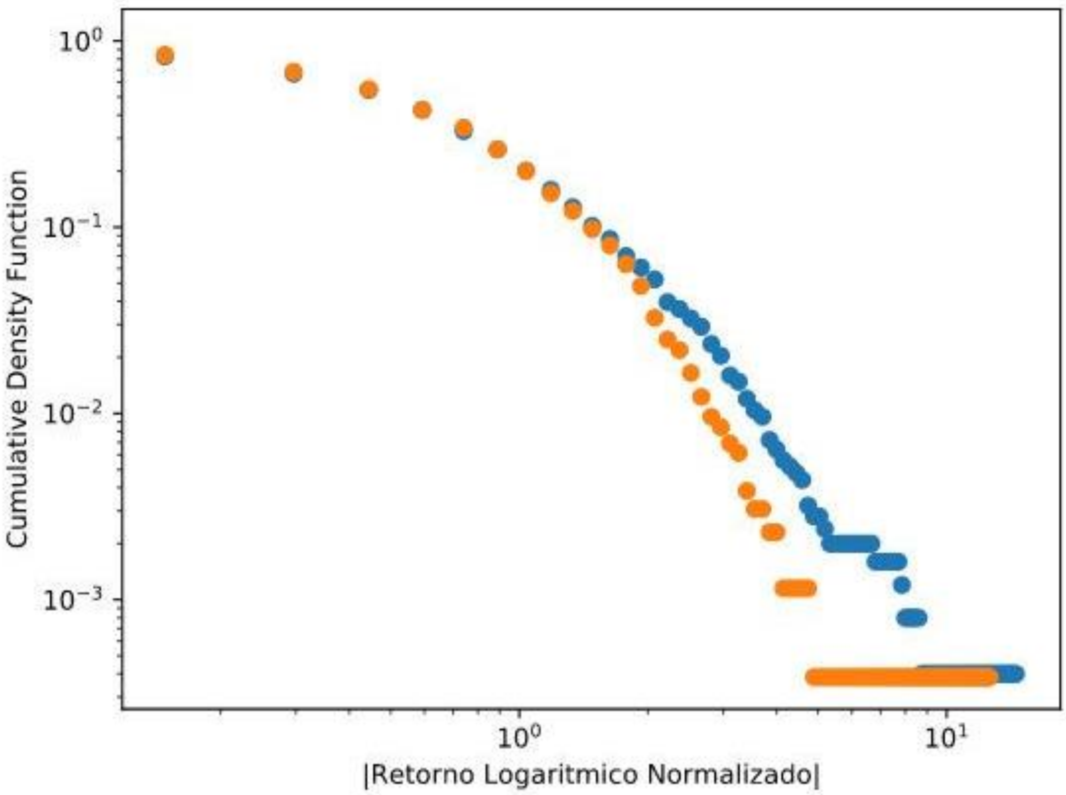
Fonte: Do autor

4.2. ANÁLISE DA FUNÇÃO DENSIDADE ACUMULADA (CDF) E FUNÇÃO DENSIDADE ACUMULADA COMPLEMENTAR (CCDF)

Nas análises das funções de densidade acumulada e densidade acumulada complementar, também foi usado o retorno logarítmico normalizado Essas análises complementam a análise anterior e com elas pode-se explorar mais a fundo as caudas das distribuições. De acordo com o gráfico a ser apresentado, observa-se uma curva que se encaixa muito bem no formato de um quarto de círculo, apenas com uma leve divergência dos dados próximos ao eixo X. No gráfico em questão, pode-se comprovar que não há uma cauda longa na distribuição dos retornos, considerando que os pontos azuis representam os retornos positivos enquanto os laranjas, os negativos. Os pontos mais à direita no gráfico, apesar de indicarem retornos muito maiores do que a média, não representam uma cauda longa, pois esses retornos são eventos raros demais para serem relevantes visualmente.

Com base na análise das funções supracitadas, pode-se dizer que a distribuição que melhor se ajusta aos retornos do ativo é Gaussiana. Apesar disso, ela não representa a função por inteiro, já que há pontos que se distanciam da normalidade com uma frequência não desprezível.

Gráfico 12 – Análise da Função Densidade Acumulada Complementar



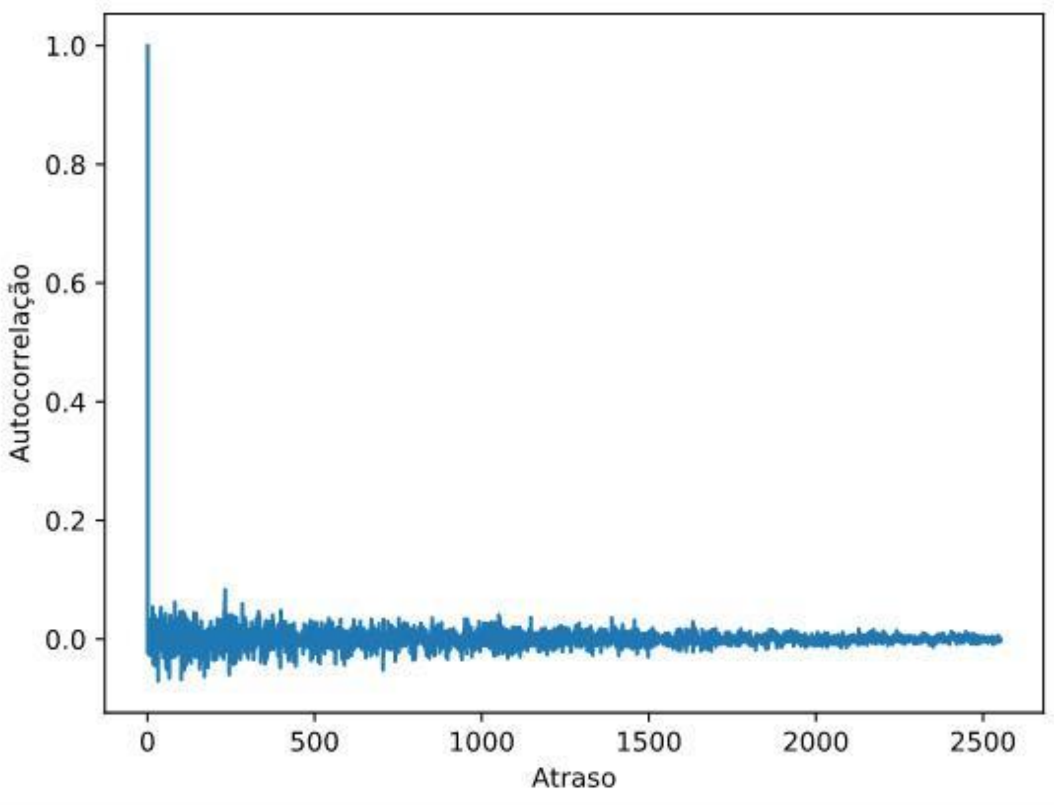
Fonte: Do autor

4.3. ANÁLISE DA FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO

Pela análise da função de autocorrelação dos retornos do ativo, pode-se perceber que os retornos passados não têm influência sobre os retornos presentes, com a autocorrelação caindo muito rapidamente para zero. O processo visto na análise é estacionário, a correlação entre os retornos tende a zero rapidamente, sendo amortecida quase de imediato. Observa-se, no gráfico, uma variação constante de valores positivos e negativos em torno de zero, podendo-se associar essa movimentação com um passeio aleatório.

O mercado dos contratos futuros da soja na New York Mercantile Exchange mostra-se muito eficiente, pois as informações são rapidamente assimiladas pelos preços do ativo. Com base nas três formas de eficiência de mercado de Fama (1970), pode-se associar o mercado dos futuros da soja a um mercado de eficiência semiforte. Devido ao produto relacionado ao contrato futuro ser agrícola, grandes variações no preço são mais raras, visto que as safras sempre são bem estimadas e dados como a área plantada e previsão do tempo são de conhecimento público. Como a produção é feita por variados *players* em diversos estados americanos, os riscos de uma queda abrupta ou de uma safra recorde são minimizados. Com base em todas análises dos dados, pode-se supor que os retornos maiores devem ter relação com alguma intervenção estatal, pois devido a natureza do produto da qual deriva o ativo analisado, grandes saltos de preços e retornos não são comuns.

Gráfico 13 – Análise da Função de Autocorrelação

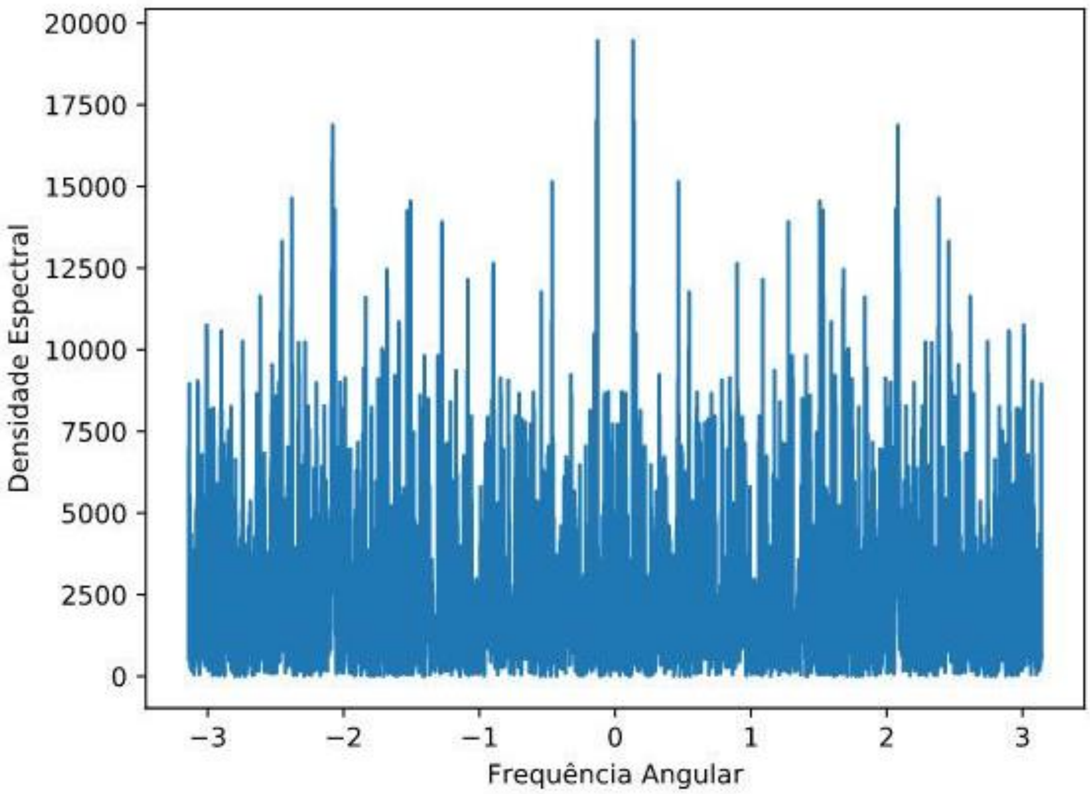


Fonte: Do autor

4.4. ANÁLISE DA FUNÇÃO DENSIDADE ESPECTRAL

Com base na análise da função de densidade espectral, pode-se afirmar que não existe periodicidade nos valores do ativo. O gráfico a seguir mostra basicamente um ruído branco[17], sem picos. Os dados mostram uma ocorrência maior de retornos próximos a zero, entretanto a frequência desses retornos não se destaca perante as outras, sendo apenas um pouco mais elevada que os retornos de 2%.

Gráfico 14 – Análise da Função de Função Densidade Espectral



Fonte: Do autor

[17] Sinal aleatório com intensidade igual em variadas frequências, com densidade espectral constante.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O mercado de renda variável mostra-se uma ótima alternativa atualmente, mas para se aventurar nessa área de investimentos o investidor deve buscar muito conhecimento nela, mesmo no caso de se aplicar em um fundo de investimentos gerido por profissionais. Para o investidor individual o desafio é ainda maior, já que este deve gerir sua carteira de forma autônoma, mesmo contando com o auxílio de profissionais da área, a decisão final é sempre sua. Para tanto, o investidor deve ter conhecimento suficiente em várias nuances do mercado de investimentos.

As teorias mais utilizadas pelos investidores, atualmente, mostram-se falhas em situações onde as ferramentas da Econofísica podem ser aplicadas com sucesso, bem como o oposto também ocorre. Dito isso, a Econofísica vem se mostrando cada vez mais presente nas abordagens mercadológicas, sendo utilizada tanto para analisar ativos clássicos (como ações), quanto ativos inovadores (como o bitcoin e outras criptomoedas).

Destarte, esse trabalho tem o intuito de divulgar uma abordagem de análise de investimentos diferente do *mainstream*, a abordagem Econofísica. Ao fazer uma análise de um ativo com os conceitos desse campo de estudo, foi possível relacionar o mercado da soja na bolsa de Nova Iorque com a hipótese de mercados eficientes de Eugene Fama (1970), mais precisamente com o tipo semi-forte de eficiência. Este explicita que todas as informações públicas já estão refletidas no preço do ativo. A falta da presença de caudas longas na distribuição dos retornos reforça essa relação, pois demonstra que as variações de preços são suaves, com saltos raramente acontecendo, ou seja, pode-se supor que as informações, na maioria das ocasiões, já estão embutidas no preço do ativo. Os “cisnes-negros”, observados nas análises gráficas do presente estudo, podem significar mudanças brusca de grande relevância em alguma lei, tratado comercial, posicionamento econômico de algum país, entre outras situações de cunho político. Algum evento rápido e isolado, como um evento climático extremo, não afetaria tanto os retornos. Grandes chuvas, secas ou furacões possuem a capacidade de modificar os preços, mas de forma mais gradual, pois são eventos mais duradouros e bem noticiados.

As análises presentes nesse trabalho mostraram que investimentos especulativos no ativo em questão não são a melhor das alternativas, bem como não existe uma sazonalidade nos retornos, o que indica que não há uma época ótima para entrar no mercado. A não dependência dos preços futuros aos preços passados mostra que tendências fortes de subida ou queda nos preços não são relevantes, pois apesar delas existirem, não são a regra no ativo, o que torna arriscada a estratégia de um posicionamento de curto prazo no mercado.

Dado o contexto atual, a abordagem Econofísica, se dominada, mostra-se uma valiosa ferramenta nas mãos dos investidores, as ferramentas aqui aplicadas aos contratos futuros da soja na New York Mercantile Exchange, podem ser aplicadas a qualquer ativo que possua um histórico de preços passível de análise estatística, podendo ser preços de abertura, fechamento, média diária, entre outros. A aplicação é rápida e pode ser replicada para muitos ativos, assim, o investidor pode selecionar os mais aptos, que mais revelaram informações pertinentes durante a análise.

Este trabalho tem grande relevância acadêmica, visto que é uma área pouco difundida e que tem muito potencial de exploração. A disciplina de Econofísica está aos poucos sendo oferecida em alguns cursos de ensino superior brasileiros, o que pode agregar no estudo da mesma e reforçar a literatura disponível na academia.

REFERÊNCIAS

ANBIMA. **Raio X do Investidor Brasileiro.** Disponível em: <https://www.anbima.com.br/data/files/25/50/2D/8C/0BBB96109FF4F696A9A80AC2/RaioX_investidor_2019.pdf>. Acesso em: 29 ago. 2019.

DEVORE, Jay L. **Probabilidade E Estatística Para Engenharia E Ciências.** 6. Ed. São Paulo: Thomson, 2006.

FAMA, Eugene F.. Efficient **Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work**. The Journal Of Finance, [s.l.], v. 25, n. 2, p.383-417, maio 1970. JSTOR. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.2307/2325486>. Acesso em: 11 nov. 2019.

FARIAS, Ana Maria Lima de; KUBRUSLY, Jessica Quintanilha; SOUZA, Mariana Albi de Oliveira. **GET00143 – TEORIA DAS PROBABILIDADES II: Variáveis Aleatórias Unidmensionais.** 2017. Disponível em: <http://www.professores.uff.br/jessica/wp-content/uploads/sites/137/2017/09/GET00143-0.pdf>. Acesso em: 12 out. 2019.

FERRAMENTAS DO INVESTIDOR. **Entenda o Log Retorno.** 2017-2019. Disponível em: <http://ferramentasdoinvestidor.com.br/dicas-de-excel/entenda-o-log-retorno/>. Acesso em: 12 out. 2019.

FREUND, John Ernst. **Estatística Aplicada**. 11. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

GLEN, Stephanie. **Pareto Distribution Definition.** 2015. Disponível em: <https://www.statisticshowto.datasciencecentral.com/pareto-distribution/>. Acesso em: 12 out. 2019.

GOOGLE TRENDS. **Busca pelo termo "ações".** 2019. Disponível em: <https://trends.google.com.br/trends/explore?date=2014-05-10%202019-11-05&geo=BR&q=a%C3%A7%C3%B5es>. Acesso em: 17 nov. 2019.

JOVANOVIC, Franck; MANTEGNA, Rosario N.; SCHINCKUS, Christophe. **When financial economics influences physics: The role of Econophysics.** International Review Of Financial Analysis, [s.l.], v. 65, p.0-0, out. 2019. Elsevier BV. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2019.101378>. Acesso em: 9 nov. 2019.

INVESTING.COM. **Soja NY Futuros Dados Históricos.** 2019. Disponível em: <https://br.investing.com/commodities/us-soybeans-historical-data>. Acesso em: 06 ago. 2019.

MANTEGNA, Rosario Nunzio. Lévy walks and enhanced diffusion in Milan stock exchange. **Physica A**: Statistical Mechanics and its Applications, [s.l.], v. 179, n. 2, p.232-242, dez. 1991. Elsevier BV. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.1016/0378-4371(91)90061-g >. Acesso em: 9 nov. 2019.

MOREIRA, Daniela. **7 curiosidades sobre a história da poupança**. Disponível em: <https://exame.abril.com.br/economia/7-curiosidades-sobre-a-historia-da-poupanca/>. Acesso em: 05 ago. 2019.

RABELO JUNIOR, Tarcísio Saraiva; IKEDA, Ricardo Hirata. **Mercados eficientes e arbitragem**: um estudo sob o enfoque das finanças comportamentais. Revista Contabilidade & Finanças, [s.l.], v. 15, n. 34, p.97-107, abr. 2004. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S1519-70772004000100007>. Acesso em: 4 jan. 2020.

REIS, Tiago. **A hipótese do mercado eficiente: como a teoria divide opiniões**. 2018. Suno Research. Disponível em: <https://www.sunoresearch.com.br/artigos/mercado-eficiente/>. Acesso em: 11 nov. 2019.

ROSS, Sheldon. **Probabilidade. Um curso moderno com aplicações.** 8. Ed. . Porto Alegre: Bookman, 2010.

ROSS, Stephen A. et al. **Administração financeira**: Versão brasileira de corporate finance. 10. ed. Porto Alegre: Amgh, 2015.

SCHINCKUS, Christophe; JOVANOVIC, Franck. Towards a transdisciplinary econophysics. **Journal Of Economic Methodology**, [s.l.], v. 20, n. 2, p.164-183, jun. 2013. Informa UK Limited.. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.1080/1350178x.2013.801561>. Acesso em: 13 out. 2019.

STANLEY, H.e. et al. Anomalous fluctuations in the dynamics of complex systems: from DNA and physiology to econophysics. **Physica A**: Statistical Mechanics and its Applications, [s.l.], v. 224, n. 1-2, p.302-321, fev. 1996. Elsevier BV.. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/0378-4371(95)00409-2>. Acesso em: 13 out. 2019.

SÓ MATEMÁTICA. **Jean Baptiste Joseph Fourier.** Virtuous Tecnologia da Informação, 1998-2019. Disponível em: <https://www.somatematica.com.br/biograf/fourier.php> Acesso em: 11 nov. 2019.

APÊNDICE A

```
using FFTW
using PyPlot
using Statistics
using SpecialFunctions
run(`clear`)
println(".-----------------------------.")
println("| Sosnowski                   |#")
println("| ---------                   |#")
println("|                             |#")
println("| By: Prof. Carlo R. da Cunha |#")
println("|                             |#")
println("|                   Aug/2019 |#")
println("'-----------------------------'#")
println("  ##############################")
println("")
#**********************************************#
#              ---- FUNCOES ----               #
#**********************************************#
#======================================#
function mima(data)
   ti = minimum(data)
   ta = maximum(data)
   ma = maximum([abs(ti),abs(ta)])
   mi = -ma
   return mi,ma
end
#======================================#
# Janela de Hann                       #
#======================================#
function Hann(N)
   N -= 1
   w = []
```

```
    for n in [0:N...]
        append!(w,sin(n*π/N)^2)
    end
    return w
end
#==========================================#
# Corpo da FFT                           #
#==========================================#
function FFT_Body(data)
    N = length(data)
    # Força ser par
    if N%2 == 1
        append!(data,0)
        N += 1
    end
    w = Hann(N)
    # Aplica janela de Hann
    signal = []
    for n in [1:N...]
        append!(signal,w[n]*data[n])
    end
    # Toma FFT
    signal = convert(Array{Float64,1},signal)
    F = fft(signal)
    return F
end
#==========================================#
# Densidade Espectral                    #
#==========================================#
function DenSpec(data)
    F = FFT_Body(data)
    # Densidade espectral
    S = []
    for x in F
```

```
        append!(S,abs(x*conj(x)))
    end
    # Ordena sinal
    N = length(S)
    n2 = Int(N/2)
    y = [S[n2+1:N];S[1:n2]]
    x = range(-π,π,length=N)
    return x,y
end
#========================================#
# Autocorrelação                         #
#========================================#
function Autocorr(data)
    F = FFT_Body(data)
    # Precisa da densidade espectral
    S = []
    for f in F
        append!(S,f*conj(f))
    end
    S = convert(Array{Float64,1},S)
    A = ifft(S)
    A /= A[1]
    # Ordena sinal
    N = length(A)
    n2 = Int(N/2)
    return A[1:n2]
end
#========================================#
# Kernel Density Estimation              #
#========================================#
function Kernel(data)
    mi,ma = mima(data)
    N = length(data)
    # Silverman's rule of thumb
```

```
    h = 1.06*std(data)*N^(-0.2)
    x = range(mi,ma,length=minimum([300,N]))
    L = length(x)
    y = []
    for xo in x
        s = 0
        for xi in data
            u = (xi-xo)/h
            if abs(u) <= 0.5
                # Epanechnikov
                s += 0.75*(1-4*u^2)/N
            end
        end
        append!(y,s/h)
    end
    return x,y
end
#==========================================#
# Distribuição Normal                      #
#==========================================#
function Normal(data)
    μ = mean(data)
    σ2 = var(data)
    mi,ma = mima(data)
    N = length(data)
    x = range(mi,ma,length=minimum([300,N]))
    y = []
    for xo in x
        yo = (1/(2π*σ2))*exp(-((xo-μ)^2)/(2*σ2))
        append!(y,yo)
    end
    return x,y
end
#==========================================#
```

```
# Distribuição Student's t             #
#========================================#
function Student(data)
   μ = mean(data)
   σ2 = var(data)
   N = length(data)
   v = N-1
   λ = v/(σ2*(v-2))
   w = rand(N)
   μ = sum(w.*data)/sum(w)
   σ2 = sum(w.*(data.-μ).^2)/N
   w = (v+1)*σ2./(v*σ2.+(data.-μ).^2)
   println(N," - ",v)
   P1 = gamma(v/2+0.5)/gamma(v/2)
   P2 = (λ/(π*v))^0.5
   println(P1,' ',P2)
   mi,ma = mima(data)
   x = range(mi,ma,length=minimum([300,N]))
   y = []
   for xo in x
      P3 = (1+(λ*(xo-μ)^2)/v)^(v/2-0.5)
      P = P1*P2*P3
      append!(y,P)
   end
   return x,y
end
#========================================#
# Estimador de Hill                    #
#========================================#
function Hill(data)
   mi,ma = mima(data)
   N = length(data)
   xo = 2.5
   # Estima α
```

```
    ac = 0
    aN = 0
    for d in data
        if d > xo
            ac += log(d)-log(xo)
            aN += 1
        end
    end
    α = aN/ac
    # Monta série
    x = range(xo,ma,length=minimum([300,N]))
    y = []
    for xn in x
        el = (α*xo^α)/(xn^(α+1))
        append!(y,el)
    end
    return x,y
end
#=========================================#
# Lei de Potência                         #
#=========================================#
function plaw(tx,ty)
    # Get tails only
    N = length(tx)
    xo = 2
    # Take the tails only
    px = []
    py = []
    nx = []
    ny = []
    for d in [1:N...]
        if ty[d] > 0
            if tx[d] > xo
                append!(px,tx[d])
```

```
                append!(py,ty[d])
            elseif tx[d] < -xo
                append!(nx,-tx[d])
                append!(ny,ty[d])
            end
        end
    end
    # Positive Tail
    N = length(px)
    bn = sum(log.(px).*log.(py))-(1/N)*sum(log.(px))*sum(log.(py))
    bd = sum(log.(px).^2)-(1/N)*(sum(log.(px)))^2
    b = bn/bd
    println(b)
    a = (sum(log.(py))-b*sum(log.(px)))/N
    x1 = range(xo,maximum(tx),length=300)
    y1 = exp(a).*x1.^b
    # Negative Tail
    N = length(nx)
    bn = sum(log.(nx).*log.(ny))-(1/N)*sum(log.(nx))*sum(log.(ny))
    bd = sum(log.(nx).^2)-(1/N)*(sum(log.(nx)))^2
    b = bn/bd
    println(b)
    a = (sum(log.(ny))-b*sum(log.(nx)))/N
    x2 = range(minimum(tx),-xo,length=300)
    y2 = exp(a).*abs.(x2).^b
    return x1,y1,x2,y2
end
#========================================#
# Distribuição Cumulativa               #
#========================================#
function CDF(data)
    mi,ma = mima(data)
    N = length(data)
    # Separa caudas
```

```
    xsp = range(0,ma,length=100)
    y1 = []
    for x in xsp
        cnt = 0
        ac = 0
        for d in data
            if d > 0
                cnt += 1
                if d <= x
                    ac += 1
                end
            end
        end
        append!(y1,1-ac/cnt)
    end
    xsn = range(mi,0,length=100)
    y2 = []
    for x in xsn
        cnt = 0
        ac = 0
        for d in data
            if d < 0
                cnt += 1
                if d >= x
                    ac += 1
                end
            end
        end
        append!(y2,1-ac/cnt)
    end
    return xsp,y1,-xsn,y2
end
#=====================================#
# CARREGA DADOS                       #
```

```
#==========================================#
println("Lendo dados...")
preco = []
#bob.dat
open("dados.dat") do file
    for f in eachline(file)
        st = split(f,"\t")
        x = parse(Float64,st[1])
        append!(preco,x)
    end
end
#==========================================#
# CALCULA RETORNOS                         #
#==========================================#
println("Calculando retornos...")
#--- Logarithmic Returns ---#
N = length(preco)
lret = []
ac1 = 0
ac2 = 0
for n in [1:(N-1)...]
    global ac1, ac2
    lr = log(preco[n+1])-log(preco[n])
    append!(lret,lr)
    ac1 += lr
    ac2 += lr^2
end
#--- Normalized Returns ---#
r1 = ac1/(N-1)
r2 = ac2/(N-1)
nret = []
for n in [1:(N-1)...]
    nr = (lret[n]-r1)/sqrt(r2-r1^2)
    append!(nret,nr)
```

```
end
if false
   x,y = Kernel(nret)
   semilogy(x,y,marker="o",linestyle="none")
   x1,y1,x2,y2 = plaw(x,y)
   semilogy(x1,y1,color="orange")
   semilogy(x2,y2,color="orange")
   x,y = Normal(nret)
   semilogy(x,y)
   #x,y = Hill(nret)
   #semilogy(x,y)
   axis([-15.5,15.5,1E-5,1])
   xlabel("Retorno Logaritmico Normalizado")
   ylabel("Probability Density Function")
end
if false
   x1,y1,x2,y2 = CDF(nret)
   loglog(x1,y1,marker="o",linestyle="none")
   loglog(x2,y2,marker="o",linestyle="none")
   xlabel("|Retorno Logaritmico Normalizado|")
   ylabel("Cumulative Density Function")
end
if false
   x,y = DenSpec(nret)
   plot(x,y)
   xlabel("Frequência Angular")
   ylabel("Densidade Espectral")
end
if true
   y = Autocorr(nret)
   plot(y)
   xlabel("Atraso")
   ylabel("Autocorrelação")
end
```

show()