

Lucas de Mattos Martins

**Aplicação de medidas estatísticas na
mensuração de riscos financeiros**

Niterói - RJ, Brasil

11 de Fevereiro de 2021

Lucas de Mattos Martins

**Aplicação de medidas estatísticas na
mensuração de riscos financeiros**

Trabalho de Conclusão de Curso

Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em
Estatística pela Universidade Federal Fluminense.

Orientador(a): Prof. Dr. Marco Aurélio Sanfins

Co-Orientador(a): Prof. Mestra Tuany Barcellos

Niterói - RJ, Brasil

11 de Fevereiro de 2021

Lucas de Mattos Martins

**Aplicação de medidas estatísticas na
mensuração de riscos financeiros**

Monografia de Projeto Final de Graduação sob o título “*Aplicação de medidas estatísticas na mensuração de riscos financeiros*”, defendida por Lucas de Mattos Martins e aprovada em 11 de Fevereiro de 2021, na cidade de Niterói, no Estado do Rio de Janeiro, pela banca examinadora constituída pelos professores:

Prof. Marco Aurélio Sanfins
Departamento de Estatística – UFF

Prof. Tuany Barcellos
Departamento de Estatística – UFF

Prof. Eduardo Ferioli Gomes
Instituição do 1º membro da banca

Prof. Daiane Oliveira
Instituição do 2º membro da banca

Ficha catalográfica automática - SDC/BIME
Gerada com informações fornecidas pelo autor

M379a Martins, Lucas de Mattos
Aplicação de medidas estatísticas na mensuração de
riscos financeiros / Lucas de Mattos Martins ; Marco Aurélio
Sanfins, orientador ; Tuany Barcellos, coorientadora.
Niterói, 2021.
43 f.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em
Estatística)-Universidade Federal Fluminense, Instituto de
Matemática e Estatística, Niterói, 2021.

1. Teoria de Risco. 2. Risco de Mercado. 3. VaR. 4.
Produção intelectual. I. Sanfins, Marco Aurélio,
orientador. II. Barcellos, Tuany, coorientadora. III.
Universidade Federal Fluminense. Instituto de Matemática e
Estatística. IV. Título.

CDD -

Resumo

O estudo do trabalho de conclusão de curso tem como foco discutir sobre risco financeiro e utilizar estatística que possa geri-lo. Risco é a probabilidade de um certo evento ocorrer, seja ele de perda ou ganho. Logo, o trabalho irá trazer a discussão sobre como gerir o risco utilizando ferramentas estatísticas, já que o mercado financeiro ao longo dos anos criou diversas técnicas para calculá-lo. Aprofundaremos nossas investigações em uma métrica específica que é o Var; a investigação aborda e calcula essa e outras estatísticas numa aplicação prática do risco de mercado. Para isso, antes serão debatidos conceitos importantes a fim de construir um bom conhecimento teórico e portanto conseguir explorar as distintas metodologias de calculo do VaR. Logo, o trabalho também apresenta um estudo comparativo desses métodos. E, para atingir tais objetivos, será usado o software R para gerar análises. Especificamente, utiliza-se o pacote Performance Analytics.

Palavras-chave: Teoria do Risco. Risco de Mercado. VaR.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço à Deus, por ter me ajudado e guiado ao longo dessa jornada árdua. Agradeço aos meus pais, Elizabeth e Claudio, por terem dado todo o suporte ao longo desses anos.

Agradeço ao meu orientador e amigo Marco Aurélio, pelas oportunidades de me desenvolver dentro de seus projetos e finalizar o curso fazendo um TCC ao seu lado. Agradeço também à Tuany, minha coorientadora e amiga que em diversos momentos difíceis soube elucidar ideias.

Agradeço à professora e amiga Ana Maria, que ao longo dos anos foi peça chave em ajudar nas diversas questões que passei. Desde o princípio da faculdade até o final, esteve dando um apoio imensurável.

Agradeço a todo corpo docente da UFF, em especial aos do departamento de estatística, que sempre se mostraram solícitos. Tenho certeza que o grande diferencial do nosso curso é o relacionamento estreito que nós alunos conseguimos ter com os professores.

E, por fim, agradeço de forma especial aos numerosos amigos e parceiros de estudos que fiz nesse período. Foram muitos dias inteiros estudando na UFF. Nossa jornada começava pela manhã e findava apenas quando os porteiros nos “expulsavam” das salas de estudos. Grandes memórias fiz juntos deles também longe do ambiente acadêmico, levo todos no meu coração. Muito obrigado Ana Carolina Cavallo, Ayron Coelho, Carolina Martins, Danielle Ribeiro, Gabriel Miranda, Gabriel Mizuno, Gabriela Monteiro, Isabela Granja, Iasmyn Lugon, Mariana Barros e Pedro Lázaro.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1	Introdução	p. 10
1.1	Objetivos	p. 11
1.1.1	Objetivo Principal:	p. 11
1.1.2	Objetivos Específicos:	p. 11
1.2	Revisão Bibliográfica	p. 12
1.3	Organização	p. 14
2	Referencial Teórico	p. 15
2.1	Risco	p. 15
2.2	Gestão do risco financeiro	p. 16
2.3	Risco de Mercado	p. 17
2.4	Bolsa de Valores e Balcão	p. 18
2.5	Retorno Esperado	p. 19
2.6	Métricas de Risco	p. 20
2.6.1	Volatilidade	p. 20
2.6.2	Índice de Sharpe	p. 22
2.6.3	Teste de Kolmogorov-Smirnov	p. 23
2.6.4	VaR - Value at Risk	p. 24
2.6.5	Simulação Histórica	p. 27

2.6.6	Simulação Paramétrica	p. 27
2.6.7	Teste de Kupiec (Cobertura Incondicional)	p. 28
3	Dados e Resultados	p. 30
3.0.1	Value at Risk por Ativo	p. 30
3.0.2	Value At Risk para um Portfólio	p. 36
4	Conclusão	p. 40
	Referências	p. 42

Lista de Figuras

1	Autores por quantidade de documento	p. 13
2	Quantidade de documentos publicados anualmente	p. 13
3	Valores Críticos para teste de Kolmogorov-Smirnov	p. 24
4	Preços dos Fechamentos dos Ativos.	p. 30
5	Log-retornos dos Ativos	p. 31
6	QQ-plot dos Ativos	p. 33
7	Preço de Fechamento do Portfólio	p. 36
8	Fonte: Elaboração Própria.	p. 36
9	Taxas de Retorno do Portfólio	p. 37
10	QQplot do Portfólio	p. 38
11	Fonte: Elaboração Própria.	p. 38

Lista de Tabelas

1	Regiões de não rejeição do Teste de Kupiec.	p. 29
2	Estatísticas dos Ativos	p. 32
3	Resultados dos Testes de Kolmogorov	p. 33
4	Resultados VaR dos Ativos	p. 34
5	Resultados Teste de Kupiec dos Ativos	p. 35
6	Estatísticas do Portfólio	p. 37
7	Resultados do Teste de Kolmogorov do Portfólio	p. 38
8	Resultados VaR do Portfólio	p. 39
9	Resultados Teste de Kupiec do Portfólio	p. 39

1 Introdução

O mercado financeiro aperfeiçoou-se significativamente ao longo do tempo, fazendo com que esta área da economia esteja cada vez mais ligada a estatística (COSTA; BAIDYA, 2003), utilizando ferramentas que possibilitam mensurar o risco e assim construir um portfólio de investimento mais eficiente. Neste sentido, é essencial o conhecimento sobre risco financeiro e sua gerência, por isso o presente trabalho propõe a estudar algumas das métricas mais importantes do mercado financeiro e apresentar a forma como as mesmas são calculadas.

O saber é construído conforme o tempo passa e com os problemas que no dia a dia aparecem e precisam ser solucionados. Indubitavelmente, as teorias de risco financeiro foram surgindo em momentos de crises, a ideia de se proteger contra um evento indesejável foi ganhando forma e diversos estudiosos trouxeram inovações de processos. Em uma alusão histórica temos a crise de 29, conhecida também como “A Grande Depressão”, diversos foram os motivos que causaram esta crise e um deles sem dúvidas foi a falta de uma eficaz gerência de risco, o evento conhecido como “quinta-feira negra” foi o dia que ocorreu o *crash* da bolsa de Nova Iorque, a quebra desta bolsa de valores foi o grande marco do início desta crise, trazendo bancos à falência, superendividamento de indústrias, pessoas e até mesmo de alguns países (MAZZUCHELLI, 2008).

No entanto, esta crise que ocorreu nos EUA não impediu que uma outra grande crise de impactos comparáveis ocorresse novamente no ano de 2008. Novamente, a bolsa de Nova Iorque sofreu um dia de muitas quedas e o efeito foi praticamente o mesmo de quase cem anos atrás (SILVA, 2017). Conhecida por crise do subprime, mais uma vez na história muitos bancos fecharam suas operações devido a flutuação nas taxas do mercado, como taxas de juros, câmbio, preços de ações e *commodities*, e quanto ao risco de crédito houve perdas financeiras e nos caixas das empresas de forma significativa (SOUZA, 2017). Conseqüentemente, assim como em 1929, o governo necessitou fazer uma intervenção, criando novas regulamentações no mercado e ao mesmo tempo os setores de gestão de risco das instituições financeiras ganharam ainda mais espaço e relevância após o ano de

2008 (BRESSER-PEREIRA, 2009).

Com essa motivação, o estudo sobre a teoria de risco se mostra de extrema importância, o mesmo apresenta diversos tipos, cada um específico para solucionar, prevenir e orientar investidores, empresas, governos e entre outros de um prejuízo. Entre os principais tipos estão o risco de mercado, de crédito, operacional e insolvência.

No presente trabalho busca-se estudar algumas das principais métricas do risco de mercado, como o *Value At Risk* (VaR). Esta métrica é utilizada para estimar a perda máxima esperada baseado em um nível de confiança de um investimento dado um período de tempo. Dependendo da metodologia abordada os valores da série dos retornos podem precisar ser oriundos de uma distribuição normal, ao passo que pode-se realizar sua estimação a partir da distribuição empírica dos dados históricos. Para qualquer que seja a técnica do VaR, um nível de confiança deve ser associado (BENNINGA; WIENER, 1998). Gestores de risco usam esta métrica para saber até onde um portfólio de investimentos pode desvalorizar em cenários de condições desfavoráveis.

Vale salientar que pode ser aplicado diversos testes com o efeito de comparar as técnicas de VaR para diferentes probabilidades de cauda. Também faz parte do propósito deste trabalho discutir esses tópicos e apresentar qual metodologia aplicada é a mais eficiente. Por fim, segundo Lovatto, Henrique e Lima (2017) é fato que tais estatísticas auxiliam e tem como objetivo tornar a gestão de risco mais eficaz.

1.1 **Objetivos**

Nesta seção serão apresentados o objetivo principal e os específicos do presente trabalho de conclusão de curso.

1.1.1 **Objetivo Principal:**

Identificar qual das metodologias (Histórica e Paramétrica) mostram-se mais eficiente na estimação do VaR para o risco de mercado.

1.1.2 **Objetivos Específicos:**

- Definir e discutir sobre o conceito de risco e sua gestão;
- Utilizar medidas estatísticas para gerir o risco;

- Utilizar o pacote *Performance Analytics* do *software R Studio* para calcular o *Value at Risk* para um ativo e para uma carteira;
- Aplicar o teste de Kupiec a fim de verificar violações ao VaR e definir qual método é o mais eficiente.

1.2 Revisão Bibliográfica

Bibliometria é uma ciência que se dedica a organizar e estruturar informações sobre diversos assuntos, utilizando de ferramentas e métodos estatísticos para fazer medições sobre conteúdos científicos (CAFÉ; BRÄSCHER, 2008). Essa ciência tem se tornado cada vez mais popular pois possibilita criar indicadores que sumarizam informações referentes as instituições e acadêmicos mais relevantes de uma determinada esfera do saber (CHUEKE; AMATUCCI, 2015). Sendo assim, em dezembro de 2021 foi concluído para este trabalho um estudo bibliométrico a fim de fomentar o conhecimento sobre os temas que aqui serão abordados. Escolheu-se como período a ser analisado os últimos 21 anos (2000-2020).

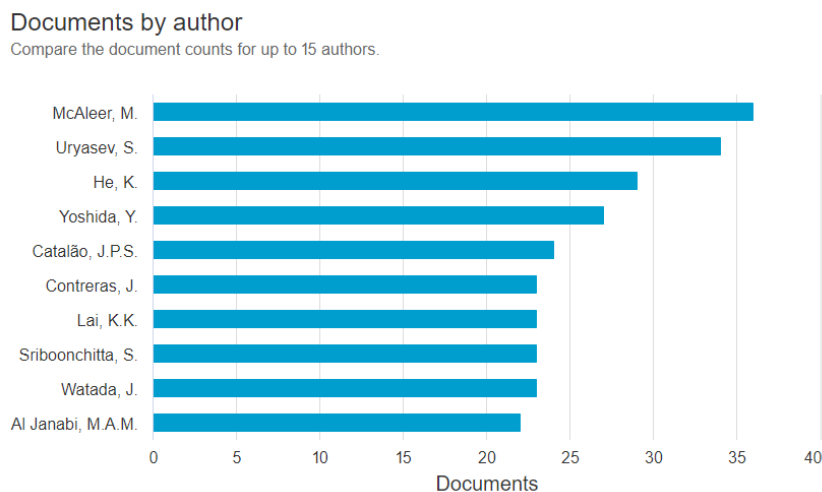
Logo, partindo deste propósito, esta seção apresenta os principais autores e documentos científicos que servem de base para a pesquisa do presente trabalho. Realizou-se a investigação bibliométrica com as palavras chaves deste estudo, a mesma foi obtida através da base da Scopus, que contém mais de 75 milhões de documentos títulos. O filtro da pesquisa abrangeu todas as palavras chaves “teoria de risco”, “risco de mercado” e “VaR”, as buscas por esses termos foram realizadas em inglês a fim de maximizar os resultados de documentos publicados. Portanto, a partir desses materiais, obteve-se informações sobre como esses temas foram abordados ao longo do tempo, por quais autores e instituições, criando assim uma base de dados. Para a realização da análise desses dados utilizou-se o pacote *Bibliometrix* do *software R Studio*.

Na pesquisa contemplando as palavras-chave supracitadas obteve-se o retorno de 7.207 documentos, evidenciando que o presente trabalho é relevante no ambiente acadêmico e corrobora para o aumento do conhecimento sobre o tema. Segundo Oliveira, Arfux e Teive (2006), as métricas de risco podem ser utilizadas como uma ferramenta de análise cujo objetivo é administrar o risco de maneira eficiente no mercado de eletricidade. O estudo evidencia como a metodologia do VaR corrobora em melhores tomadas de decisões na questão dos preços de energia.

O autor mais relevante nessa área é Michael McAller totalizando 36 documentos publicados. Vale salientar que dentre essas publicações, 32 delas foram desenvolvidas de

maneira conjunta com outros autores.

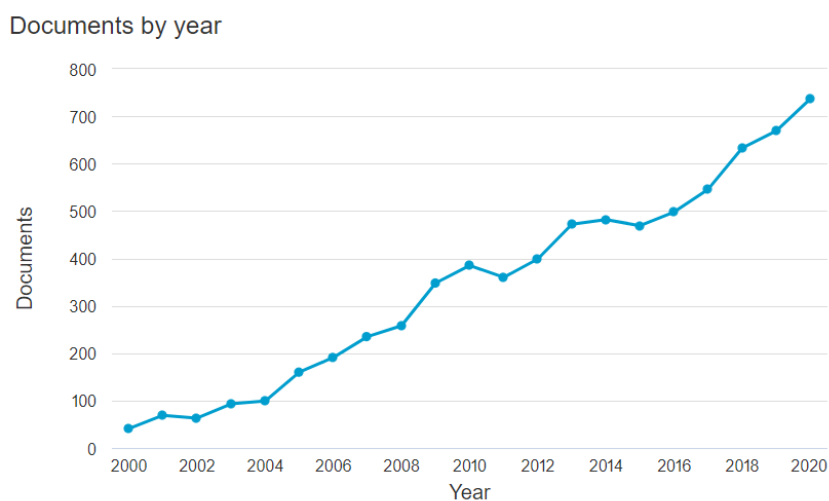
Figura 1: Autores por quantidade de documento



Fonte: Base Scopus.

O ano de 2020 teve o maior volume de produção, publicou-se ao todo 737 documentos. A produção acerca dos temas segue uma crescente, é fácil ver um padrão de contínuo aumento no número de documentos publicados.

Figura 2: Quantidade de documentos publicados anualmente



Fonte: Base Scopus.

No estudo “*Beyond reasonable doubt: multiple tail risk measures applied to European industries*”, Allen, Powell e Singh (2012), utilizam de forma ampla métricas de risco para

determinar como a relação entre o mercado e o risco de crédito se comportam durante fortes flutuações no mercado financeiro europeu. Percebeu-se que os setores mais arriscados antes da Crise Financeira Global (subprime) não eram os mesmo durante a ocorrência da mesma, ou seja, eram distintos os setores mais arriscados ao longo da crise. A partir dessa descoberta, o objetivo de verificar se as métricas de riscos estudadas eram consistentes foram satisfeitas.

(DE, 2015) debate em “Avaliação do risco financeiro em uma carteira de renda variável através do *Value at Risk*” a aplicabilidade do VaR no Brasil, com um exemplo prático a partir de cinco ativos da antiga Bovespa no período 01/07/2012 a 30/06/2013. O trabalho estimou a métrica citada através de dois modelos, o paramétrico e não paramétrico. Após isto, avaliou a adequação das metodologias utilizadas aplicando o teste de Kupiec. Ao final do trabalho verificou que os dois métodos se mostravam eficientes para o cálculo do VaR da carteira estudada.

1.3 Organização

Nos capítulos seguintes deste trabalho, há um capítulo dedicado ao referencial teórico, no qual será apresentado num primeiro momento a definição de risco e como gerir o mesmo. Logo, serão expostos os tipos de riscos financeiros e uma explicação sobre cada um deles, especialmente o risco de mercado. Em sequência, a pesquisa é enriquecida com a exibição sobre a bolsa de valores brasileira, o retorno esperado e as medidas de risco com suas respectivas metodologias de cálculo. No penúltimo capítulo apresenta-se os dados e resultados alcançados e por fim tem-se as conclusões expostas no último capítulo.

2 Referencial Teórico

2.1 Risco

Definir risco é uma questão complexa pois ele pode ser entendido de diversas formas, a partir da visão de cada pessoa e situação de exposição a ele. O conceito de risco está altamente relacionado com a chance de um evento causar algum possível dano (PINHO; MADALENO MARA. VIEIRA, 2019). No mercado financeiro, esse dano sempre é monetário, e geralmente relacionado a um prejuízo, falta de quitação de dívidas e entre outros exemplos. Ou seja, a noção de risco financeiro se refere às possibilidades de um investimento ter um resultado distinto do previsto, quanto maior for o risco, maior é a chance de obter um resultado não esperado (AMARAL, 2016). Segundo (BRITO, 2019) tem-se os seguintes riscos:

- Risco de Mercado;
- Risco de Crédito;
- Risco Operacional;
- Risco Insolvência.

Risco geralmente é representado por uma medida de dispersão quantitativa chamada de desvio padrão. Esta medida informa a variabilidade dos retornos associados a um retorno esperado, ou seja, o desvio explica o quão longe podem estar os valores esperados dos realizados. Com isso, se o desvio está alto, logo o risco atrelado de ocorrer um resultado não favorável também é alto (BESSIS, 2011). Neste sentido, é que esta métrica é uma das mais importantes para quantificar o risco.

2.2 Gestão do risco financeiro

A gestão de risco é um processo que verifica, classifica e por fim cria-se uma maneira de administrar qualquer risco que o negócio possa vir a sofrer (RIECHE, 2005). Vale salientar, que o propósito maior de se fazer uma adequada gestão do risco financeiro é entender quais problemas o investidor ou empresa está sendo vulnerável. O foco será qualificar e organizar as ações a fim de fazer escolhas mais assertivas. A partir disso pode-se criar um passo a passo para gerir o risco de maneira adequada segundo (TOSTES, 2007):

1) Identificar a situação problema:

Realizar o mapeamento de qual tipo de risco os recursos estão aplicados. Sem este propósito alinhado à gestão não será possível determinar a forma como se deve continuar a investigação. Pode-se citar algumas situações problemas, nas quais seriam possíveis identificar em que caso de risco os bens estão inseridos. Conforme supracitado são o risco de mercado, crédito e outros, estes são apenas alguns exemplos de riscos possíveis de ter os investimentos, negócios e empresas aplicados.

2) Quantificar a chance de ocorrência do risco

É necessário definir o grau de tolerância a esses riscos, isto é, associar uma determinada probabilidade. Assim, através de uma métrica quantitativa pode-se modelar o risco e trazer soluções para minimizar-lo. Essas soluções serão os mecanismos que um gestor aplicaria na prática para conseguir contornar as situações avessas. Sendo assim, define-se o quanto de risco o indivíduo está disposto a correr.

3) Decisões e Resultados

Neste último passo, são postas em prática estratégias levando em consideração o tipo de risco que está inserido o investimento ou instituição. Dessa maneira, vale contar com a ajuda de profissionais da área para auxiliar nas decisões que devem ser tomadas, elencar cada solução possível para as mais diversas adversidades que possam vir a ocorrer e isso é algo que exige estudo e experiência na gestão de riscos. Após os estudos estratégicos e as decisões bem traçadas, dentro de cada investimento deve ser acompanhado os resultados das ações tomadas. Com uma gestão correta e eficaz, com certeza o investidor ou instituição estará bem preparado para lidar com os casos infortúnios. E assim, conseguirá obter sucesso nos resultados esperados.

2.3 Risco de Mercado

O Banco Central do Brasil, através da Resolução 3.464 (2007), definiu risco de mercado da seguinte maneira:

possibilidade de ocorrência de perda resultantes da flutuação nos valores de mercado de posição detidos por uma instituição financeira

Tal definição, inclui os seguintes riscos, categorizados por tipo de carteira:

Carteira Trading

- I. O risco da variação das taxas de juros e dos preços de ações, para os instrumentos classificados na carteira de negociação;
- II. O risco da variação cambial e dos preços de mercadorias (commodities), para os instrumentos classificados tanto na carteira de negociação quanto na carteira bancária.

Carteira Banking

O risco do impacto de movimentos adversos das taxas de juros no Capital e nos resultados da Instituição Financeira é definido pela sigla IRRBB (*Interest Rate Risk in the Banking Book*), para os instrumentos classificados na carteira bancária.

Entende-se que a mensuração dos eventos que podem trazer uma inesperada movimentação do mercado pode ter um efeito de alto ganho assim como uma severa perda. Logo, este risco está atrelado a compreender e quantificar correlações e as flutuações que o mercado pode vir a sofrer.

(BESSIS, 2011) também afirma que o risco de mercado está relacionado aos movimentos do mercado que influenciam a chance de ganho dos seus investimentos, ou seja, este risco é dado pela possibilidade de perda devido a diversas variações que ocorrem nas bolsas de valores. Tais variáveis, ou simplesmente, fatores de risco, são as taxas de juros, de câmbio, os preços de ações e commodities - preço de mercadorias - (NETO, 2000). Portanto, neste sentido, o risco supracitado é ligado à especulação inerente ao mercado de capitais e as incertezas que cada instituição assume. Como efeito direto do risco de mercado, vale salientar a perda de valor em ativos e passivos dentro de uma carteira. O que gera ainda como consequência a redução sobre aplicações financeiras e custos de financiamentos difíceis de prever.

Para evitar essas sequelas existem indicadores que auxiliam nas tomadas de decisões a fim de identificar as melhores oportunidades. Eles ajudam a avaliar e ter assertividade para lidar com “as ondas” do mercado financeiro, uma medida bastante difundida é o *VaR* (*Value at Risk*) que quantifica o máximo de perda que os investimentos podem sofrer durante o período que o ativo estiver aplicado na bolsa. Logo, o ideal para lidar com o risco de mercado é criar uma carteira bem diversificada a fim de manter os recursos aplicados o mais protegido possível (BRAID, 2011). Dessa maneira, isso permitirá que se tenham aplicações até em investimentos com alta volatilidade e ainda assim o investidor garante um retorno em outras fontes de retorno mais seguras. (BRITO, 2019).

Dessa forma, segundo (SELAU; RIBEIRO, 2009) consegue-se avaliar uma empresa quanto ao risco de inadimplência, caso esta esteja classificada em rating.

2.4 Bolsa de Valores e Balcão

Uma bolsa de valores é o local onde as operações do mercado financeiro são negociadas. Existem diversos tipos de movimentações, a mais popular é a compra e venda de ações de empresas de capital aberto, sejam elas privadas ou públicas. No entanto há outras formas de operar na bolsa como opções, dólar, commodities, juros futuros e entre outros (GOMES, 1997).

O balcão é um espaço onde podem ser feitas negociações de ativos e operações nas quais os participantes mediam os acordos entre si a partir de autorregulação das corretoras e distribuidoras que atuam ali. Dessa forma, empresas que não tem os requisitos para integrar a bolsa, podem se movimentar no mercado. Vale salientar que todos os processos são autorizados e supervisionados pela Comissão de Valores Mobiliários.

No Brasil tem-se uma das mais importantes instituições financeiras do mundo, a B3, antes conhecida por Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM & FBOVESPA). No mercado brasileiro, ela é a autorizada e supervisionada pela Comissão de Valores Imobiliários, somente desta maneira pode-se investir em uma bolsa no Brasil. No caso da B3, para investir nela basta ter uma conta em uma corretora de valores para poder intermediar todas as operações.

Na bolsa brasileira existe o índice Ibovespa (IBOV), indicador que mede o desempenho da mesma, baseando-se nas ações negociadas na B3. O IBOV é regularmente estudado, portanto se faz um bom indicador para acompanhar as flutuações do mercado, já que o mesmo é influenciado por elas. Vale salientar, que é possível investir até mesmo neste

índice.

2.5 Retorno Esperado

O retorno esperado de uma carteira de ativos do mercado financeiro é o principal valor que um investidor deseja saber. É a partir deste que mensura-se o ganho sobre seus respectivos investimentos e assim possibilita traçar uma estratégia cujo seu objetivo é maximizar a rentabilidade do ativo (BRAID, 2011).

Ressalta-se que o retorno real pode divergir do retorno esperado, já que o mesmo é uma estimativa baseada em fatos históricos. Sendo assim, o retorno real poderá ser maior ou menor. O mesmo depende das condições e do comportamento do mercado. São inúmeras situações que influenciam os preços dos ativos dentro de um determinado período (MACHADO, 2009).

Definição 2.1 *Retorno Líquido de um Ativo*

$$R = \frac{(P_{t-1} - P_t)}{P_t} = \frac{\Delta P_t}{P_t} \quad (2.1)$$

tem-se que:

P_t é a variável que indica o preço de um ativo no instante t ;

ΔP_t : é a variável que indica a variação de preços entre os instantes $t - 1$ e t .

Uma outra forma de calcular os retornos, é utilizando o log-retorno, que tem como estimador:

Definição 2.2 *Retorno Logarítmico*

$$\text{Log-retorno} = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (2.2)$$

Já a mensuração do retorno esperado de um portfólio se dá a partir da média ponderada da distribuição de probabilidade dos retornos. O cálculo é dado pelo somatório do produto dos valores dos ativos pela taxa de retorno (probabilidades) daquele determinado ativo (NETO, 2013).

Definição 2.3 *Retorno para uma Carteira*

$$R = \sum_{i=1}^n W_i R_i \quad (2.3)$$

no qual,

R é o retorno da carteira;

W_i é a i -ésima taxa de retorno (probabilidade);

R_i é o retorno do i -ésimo ativo.

2.6 Métricas de Risco

Um investidor deve sempre estar preocupado em como será o comportamento das suas aplicações, neste sentido o mesmo busca estar em uma situação de correr o menor risco possível para não haver perdas financeiras. Logo, o profissional da área deve estar atento às métricas que medem um determinado tipo de risco, no caso do risco de mercado existem algumas métricas extremamente relevantes e amplamente difundidas no seu uso, são elas: a volatilidade, o índice e o VaR (BESSIS, 2011).

Cada uma delas tem uma proposta, mas todas com um comum objetivo principal que é o de quantificar para qualquer investidor o risco de perda, e entender a exposição que os recursos estão aplicados. Portanto, as estatísticas do risco se complementam de maneira a guiar uma melhor tomada de decisão.

2.6.1 Volatilidade

A volatilidade neste trabalho será estimada a partir de uma medida de dispersão estatística. Essa métrica é utilizada no risco de mercado para avaliar a variação do preço de ativos em um certo período de tempo. Pode-se compara-la a um termometro de como está o mercado, pois é esta a ideia que está por detrás de tal métrica. Neste sentido, resumidamente ela indica a regularidade e a intensidade das variações dos preços no mercado, é por meio também dessa métrica de risco que um investidor orienta suas estratégias e obtém uma estimativa das variações dos preços no futuro (OLIVEIRA, 2005). Dessa maneira, é possível determinar a chance de um investimento trazer bons rendimentos.

Ela é calculada a partir da dispersão dos retornos de um determinado título, ação, índice e entre outros, ou seja, é o desvio padrão de um ativo a partir dos seus retornos

diários. Sendo assim, quanto maior for a volatilidade, maior é o risco de ganho ou perda na negociação (JUBERT et al., 2009).

Definição 2.4 *Volatilidade*

$$DP(X) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2}{n}} \quad (2.4)$$

Onde,

R_i é o i -ésimo retorno da série financeira;

\bar{R} é a média dos retornos da série financeira;

n é quantidade de retornos observados.

A partir desse entendimento, entendemos que apesar de muita similaridade, risco e volatilidade têm significados distintos. No entanto, ambas se relacionam no contexto de investimentos. Como saber se é seguro fazer determinada aplicação? É esta pergunta que a volatilidade busca responder, é ela que consegue ajudar a entender o quanto irá cair ou subir os preços de ativos em um determinado espaço de tempo. Logo, quando se diz que um ativo tem alta volatilidade, entende-se que a projeção da variação do preço desse ativo será mais significativa. Ou seja, este investimento é de maior risco, já que a sua movimentação deixa os recursos aplicados mais expostos a perdas (SOUZA, 2017).

Vale salientar, que não necessariamente é ruim investir em um ativo com alta volatilidade, a estratégia de alocação de recursos dependerá do perfil do investidor e suas respectivas ideias de ganho. É possível ganhar muito dinheiro e de forma mais rápida com investimentos mais voláteis, no entanto, este investidor geralmente não tem um perfil conservador já que automaticamente alta volatilidade implica em maior risco. Por fim, o mais importante é sempre estar atento para o melhor momento de venda, pois assim cria-se uma oportunidade interessante de obter grandes retornos (OLIVEIRA, 2005).

Pode ser um papel de renda fixa, ações, ou outros tipos de investimento, caso entenda-se bem os conceitos por detrás da métrica supracitada, torna-se viável montar uma carteira de investimentos menos volátil. Se bem diversificar a chance de maximizar os lucros e minimizar prejuízos é expressiva. (NETO, 2000).

2.6.2 Índice de Sharpe

O Índice de Sharpe é um estimador que tem como objetivo medir a eficiência que um ativo ou fundo de investimento. Esta estatística consegue analisar a relação de risco e retorno em uma única medida, pois seu cálculo tem como resultado a rentabilidade do investimento, dado um determinado risco. A definição do índice de sharpe, determinada por (SHARPE, 1994) é:

Definição 2.5

$$IS = \frac{R_i - R_f}{\sigma_i} \quad (2.5)$$

IS é o valor do índice de sharpe;

R_i é o retorno do ativo analisado;

R_f é o retorno livre de risco;

σ_i é o risco atrelado ao ativo.

A partir do resultado do índice busca-se responder o seguinte: a relação de que a cada 1 ponto de risco, o quanto será acrescido de retorno? Se o índice tiver valores maiores que zero, significa que tem-se uma expectativa positiva do comportamento do risco-retorno, portanto espera-se que os retornos sejam significantes. Caso o índice tenha valor negativo, então existe uma má relação entre risco e retorno. Segundo (FERREIRA; COSTA, 2016), os desdobramentos de parte do cálculo do índice de sharpe pode ser explicado como segue abaixo.

- $(R_i - R_f)$: estima o valor do excesso de retorno em uma aplicação. Para entender o que significa o R_f que é a taxa de retorno livre de risco, deve-se pensar na entidade com menor chance de quebra. Neste sentido, os governos são as instituições com essa característica, os mesmos são considerados credores de baixa inadimplência. Portanto, os retornos que são praticados em um título público servem como base para um retorno certo. Ou seja, dado que um título público brasileiro, toma como base a taxa SELIC, definida pelo Banco Central, tal taxa torna-se um bom indicador para o cálculo de um retorno livre de risco (FERREIRA; COSTA, 2016).

2.6.3 Teste de Kolmogorov-Smirnov

O teste de Kolmogorv-Smirnov avalia se os dados amostrais se adequam a alguma determinada distribuição. O teste é não paramétrico e se baseia na diferença entre a distribuição empírica com a distribuição amostral (CONOVER, 1999).

Formalmente, se temos uma amostra aleatória dada por x_1, x_2, \dots, x_n e uma distribuição $S(x)$ das frequências acumuladas construídas a partir da amostra ordenada de tamanho n , denotada por $F(x)$ (LILLIEFORS, 1967). Daí, temos que:

$$S(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } x < y_1 \\ \frac{k}{n}, & \text{para } y_k \neq x < y_{k+1}, k = 1, 2, \dots, n - 1 \\ 1, & \text{para } x \leq y_n \end{cases} \quad (2.6)$$

Testa-se a hipótese nula de que a função de distribuição acumulada Fx é igual a alguma função de distribuição, sob hipótese, $S(x)$.

$$\begin{cases} H_0 : F(x) = S(x) \\ H_1, F(x) \neq S(x). \end{cases} \quad (2.7)$$

A estatística de teste, é dada por:

$$D = \sup_x [|F(x) - S(x)|] \quad (2.8)$$

Tal estatística calcula o valor da maior distância entre $F(x)$ e $S(x)$ que é utilizado para verificar com o valor crítico na tabela abaixo (CONOVER, 1999):

Figura 3: Valores Críticos para teste de Kolmogorov-Smirnov

TABLE A13 Quantiles of the Kolmogorov Test Statistic ^a											
One-Sided Test					Two-Sided Test						
$p = 0.90$	0.95	0.975	0.99	0.995	$p = 0.90$	0.95	0.975	0.99	0.995		
$p = 0.80$	0.90	0.95	0.98	0.99	$p = 0.80$	0.90	0.95	0.98	0.99		
$n = 1$	0.900	0.950	0.975	0.990	0.995	$n = 21$	0.226	0.259	0.287	0.321	0.344
2	0.684	0.776	0.842	0.900	0.929	22	0.221	0.253	0.281	0.314	0.337
3	0.565	0.636	0.708	0.785	0.829	23	0.216	0.247	0.275	0.307	0.330
4	0.493	0.565	0.624	0.689	0.734	24	0.212	0.242	0.269	0.301	0.323
5	0.447	0.509	0.563	0.627	0.669	25	0.208	0.238	0.264	0.295	0.317
6	0.410	0.468	0.519	0.577	0.617	26	0.204	0.233	0.259	0.290	0.311
7	0.381	0.436	0.483	0.538	0.576	27	0.200	0.229	0.254	0.284	0.305
8	0.358	0.410	0.454	0.507	0.542	28	0.197	0.225	0.250	0.279	0.300
9	0.339	0.387	0.430	0.480	0.513	29	0.193	0.221	0.246	0.275	0.295
10	0.323	0.369	0.409	0.457	0.489	30	0.190	0.218	0.242	0.270	0.290
11	0.308	0.352	0.391	0.437	0.468	31	0.187	0.214	0.238	0.266	0.285
12	0.296	0.338	0.375	0.419	0.449	32	0.184	0.211	0.234	0.262	0.281
13	0.285	0.325	0.361	0.404	0.432	33	0.182	0.208	0.231	0.258	0.277
14	0.275	0.314	0.349	0.390	0.418	34	0.179	0.205	0.227	0.254	0.273
15	0.266	0.304	0.338	0.377	0.404	35	0.177	0.202	0.224	0.251	0.269
16	0.258	0.295	0.327	0.366	0.392	36	0.174	0.199	0.221	0.247	0.265
17	0.250	0.286	0.318	0.355	0.381	37	0.172	0.196	0.218	0.244	0.262
18	0.244	0.279	0.309	0.346	0.371	38	0.170	0.194	0.215	0.241	0.258
19	0.237	0.271	0.301	0.337	0.361	39	0.168	0.191	0.213	0.238	0.255
20	0.232	0.265	0.294	0.329	0.352	40	0.165	0.189	0.210	0.235	0.252
				Approximation for $n > 40$			$\frac{1.07}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.22}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.36}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.52}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.63}{\sqrt{n}}$

Fonte: Conover, 1996

Portanto, dado um nível de significância α , rejeita-se a hipótese nula (H_0) se D - estatística de teste - exceder o valor do quantil $1 - \alpha$ da Figura 3.

2.6.4 VaR - Value at Risk

O VaR é uma métrica utilizada principalmente para avaliar o risco de mercado, a partir desta os gestores podem administrar uma carteira de investimentos com maior segurança. Seu conceito é amplamente difundido e de fácil compreensão, tal métrica se popularizou após o acordo de Basileia, que apresentou uma padronização quanto à gestão de risco das instituições. As três principais decisões, segundo o Banco Central do Brasil foram:

- *Pilar 1: critérios para o cálculo dos requerimentos mínimos de capital (riscos de crédito, mercado e operacional);*
- *Pilar 2: princípios de supervisão para a revisão de processos internos de avaliação da adequação de capital, de forma a incentivar a aplicação, pelos próprios supervisiona-*

dos, de melhores práticas de gerenciamento de riscos por meio do seu monitoramento e mitigação.

- *Pilar 3: incentivo à disciplina de mercado por meio de requerimentos de divulgação ampla de informações relacionadas aos riscos assumidos pelas instituições.*

O Comitê de Basileia permite que cada banco calcule seu requerimento de capital para o risco de mercado, baseado em seus modelos próprios de *Value At Risk - VaR*. As preocupações com a determinação de métricas para lidar com o mercado, surgiu principalmente nas décadas de 80 e 90, dado alguns desastres financeiros nesse período (OLIVEIRA, 2005).

Neste contexto é que um instrumento de recomendações foi estabelecido pelo Comitê de Supervisão Bancária da Basileia, a fim de adotar regras claras para o sistema financeiro e assim ter mais estabilidade e transparência. Sua sede fica no Bank of International Settlements (BIS), situado na Basileia, Suíça.

Vale salientar, que o primeiro Acordo de Basileia foi feito com o objetivo de fortalecer as instituições bancárias, por isso este acordo teve um grande foco em risco de crédito. Por este motivo, ao longo dos anos foram observados certas limitações neste primeiro regulamento, que hoje é conhecido como Basileia I. Com isso se fez necessária a criação de novos documentos, denominando-os de emendas (JORION, 2003). É neste contexto que em 1996, o comitê traz as três exigências já citadas - Índice Mínimo de Capital, Capital Regulatório e Avaliação de Risco - e reconhece a utilização do VaR como métrica para o risco de mercado. Conhecido por Basileia II, o documento define os seguintes parâmetros padrão para o cálculo do Value at Risk: horizonte de 10 dias úteis; intervalo de confiança de 99% e um período de tempo com observações de pelo menos um ano. Tal medida consolidou ainda mais o VaR como uma ferramenta de análise do risco de mercado, já que a mesma já era adotada pelo banco de investimentos J.P. Morgan.

Além do acordo de Basileia, o Banco JP Morgan também teve grande relevância em disseminar esta métrica. O banco resolveu adotar o VaR como indicador para determinar o risco de todo seu portfólio no fechamento de cada dia no mercado financeiro. Uma das vantagens que fez o VaR ser utilizado em larga escala é que com o mesmo é possível avaliar em uma única medida numérica, o risco total de uma carteira (MATO; IQUIAPAZA; FERREIRA, 2014).

Dentre os motivos até aqui apresentados e outros, é que fazem com que o VaR venha se tornando a medida padrão para a mensuração do risco de mercado. Segundo (JORION,

2003), diversos órgãos nos EUA, apoiam a utilização do VaR, cita-se como exemplos agências de crédito como Moody, Standart Poor's e entre outras.

Segundo (LONGERSTAEY; SPENCER, 1996) o propósito do VaR é responder à seguinte questão: qual será a perda máxima que pode vir a ocorrer com probabilidade de $\alpha\%$ em um determinado período de tempo? Sendo assim, a partir desta questão, este indicador estima o maior potencial de perda sob um investimento ao longo de um período de tempo, associado a um intervalo de confiança. É através de um cálculo estatístico que se determina o valor da exposição dos ativos, e assim consequentemente realiza-se a gestão do risco (POWELL; ALLEN, 2009). A seguir temos a definição de VaR segundo, (JORION, 2003):

Definição 2.6 *Value at Risk*

O Value at Risk (VaR) sintetiza a maior (ou pior) perda esperada dentro de determinado período de tempo e intervalo de confiança.

$$VaR = z_{\alpha}\sigma\sqrt{t} \quad (2.9)$$

Onde,

z_{α} é quantil de probabilidade especificado baseado no nível de confiança;

σ é o valor da volatilidade da série financeira;

t é o período de tempo da série financeira.

Dessa maneira, entende-se que o Var é um quantil de probabilidade da série dos retornos, no qual quantifica o risco de uma determinada posição de uma instituição financeira. Neste sentido, pode-se interpretar o VaR como “ter $x\%$ de chance de que a instituição não irá perder mais do que y reais nos próximos n dias”. Logo, vimos que o cálculo do VaR não é trivial, apesar de ser um dos principais instrumentos para medição de risco. Seu cálculo contém conceitos avançados de estatística, e é por isso que se torna mais complexo e mais restrito o seu entendimento. Já que existem hipóteses sobre as séries que devem ser verificadas e satisfeitas.

É neste contexto, que o trabalho irá abordar duas das principais metodologias usadas no mercado. Segundo (JORION, 2003), uma pesquisa feita pela *British Financial Services Authority* obteve que 42% dos bancos utilizam o método paramétrico e 31%, a simulação

histórica.

2.6.5 Simulação Histórica

O método de simulação histórica possivelmente é, dentre as várias técnicas, a mais conservadora. Essa metodologia utiliza a distribuição empírica dos retornos observados em uma série financeira, e supõe que esses retornos representam bem o que pode acontecer no futuro baseado em um determinado nível de confiança $1 - \alpha\%$ (FINOTO; LUNA, 2014).

Por esta técnica, o objetivo é determinar o quantil correspondente ao nível de confiança $1 - \alpha$ desejado. Segundo (GARCIA, 2007), após definido o número de observações da amostra, calcula-se os log-retornos do ativo no período determinado. Feito isto, devem ser colocados em ordem crescentes as taxas de log-retorno e com uma distribuição empírica dos retornos, é possível determinar o quantil de probabilidade que fornece o valor do VaR Histórico de $1 - \alpha\%$.

2.6.6 Simulação Paramétrica

O modelo paramétrico pode ser de menor complexidade, caso a distribuição dos retornos sejam provenientes de uma distribuição Normal. No presente trabalho, utilizamos como estimativa para a volatilidade o desvio-padrão, associado ao nível de confiança determina-se o VaR Paramétrico $1 - \alpha\%$. Vale ressaltar que (JORION, 2003) afirma que:

Essa abordagem é, às vezes, denominada paramétrica, pois envolve a estimação de parâmetros como o desvio-padrão, e não somente a leitura do quantil da distribuição empírica

Segundo, (NETO, 2013), o VaR paramétrico usa os retornos e a volatilidade da carteira, para calcular o valor da inversa da função de distribuição acumulada no percentil do intervalo de confiança.

Considerando uma distribuição normal, com parâmetros média populacional representado por μ e desvio-padrão populacional σ , sua função de densidade é:

$$f_X = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (2.10)$$

Já a distribuição acumulada é dada por:

$$\Phi(p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \quad (2.11)$$

Dessa maneira, o VaR Paramétrico segundo (NETO, 2013) é:

Definição 2.7 *Var Paramétrico*

$$VaR_{\alpha} = -(\mu - \sigma \times \phi_{\alpha}^{-1}) \quad (2.12)$$

No qual,

μ é a média dos retornos;

σ é o desvio-padrão dos retornos;

ϕ_{α} é o valor do quantil que deixa α de probabilidade acumulada.

Com a informação do retorno esperado e da volatilidade da carteira, obtida através de um modelo matemático, é possível calcular o valor da inversa da função de distribuição acumulada no percentil indicado pelo intervalo de confiança.

2.6.7 Teste de Kupiec (Cobertura Incondicional)

O Teste de Kupiec, também conhecido como teste de cobertura incondicional ou *backtest*, tem o propósito de validar os diferentes métodos de estimação do VaR. O teste consiste em verificar a proporção das exceções em um determinado período – ou seja, observa-se quantas perdas foram superiores ao VaR. Analiticamente o que o teste faz é estudar se o número de exceções foi significativamente diferente das estimativas, e assim torna-se possível tomar uma decisão (KUPIEC, 1995).

Seja X a variável que representa o número de exceções e T a quantidade de observações na amostra, define-se $\frac{X}{T}$ sendo a taxa de exceções. Tem-se que p é a probabilidade da ocorrência de exceções. Portanto, o número de exceções ao valor limite de uma determinada amostra tem distribuição Binomial, precisamente $X \sim Bin(T, p)$ (PHILIPPE, 2001).

$$f(X) = \binom{T}{x} p^x (1-p)^{T-x} \quad (2.13)$$

Temos como hipóteses para o teste:

$$\begin{cases} H_0 : p = \frac{X}{T} \\ H_1 : p \neq \frac{X}{T} \end{cases} \quad (2.14)$$

A estatística desse teste é disseminada na literatura pela razão de verossimilhança, dada por:

$$LR = 2 \ln \left(\frac{\left(1 - \frac{X}{T}\right)^{T-X} \frac{X^X}{T^X}}{(1-p)^{T-X} p^X} \right) \quad (2.15)$$

Sob a hipótese nula verdadeira, a estatística de teste LR tem distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade. Temos na Tabela 1 as regiões de não rejeição fornecidas por (KUPIEC, 1995), são consideradas diferentes probabilidades de cauda e tamanhos de amostras.

Tabela 1: Regiões de não rejeição do Teste de Kupiec.

Probabilidade (cauda esquerda)	Tamanho da amostra de avaliação			
	250	500	750	1000
5%	$7 \leq N \leq 19$	$17 \leq N \leq 35$	$27 \leq N \leq 49$	$38 \leq N \leq 64$
1%	$1 \leq N \leq 6$	$2 \leq N \leq 9$	$3 \leq N \leq 13$	$5 \leq N \leq 16$
0,5%	$0 \leq N \leq 4$	$1 \leq N \leq 6$	$1 \leq N \leq 8$	$2 \leq N \leq 9$
0,1%	$0 \leq N \leq 1$	$0 \leq N \leq 2$	$0 \leq N \leq 3$	$0 \leq N \leq 3$
0,01%	$0 \leq N \leq 0$	$0 \leq N \leq 0$	$0 \leq N \leq 1$	$0 \leq N \leq 1$

3 Dados e Resultados

O objetivo desta seção é apresentar uma análise exploratória dos dados e portanto identificar o comportamento passado da série, utilizando-se de gráficos e estatísticas descritivas. Finaliza-se esta parte do estudo com a estimação dos valores das principais métricas de risco e a aplicação de testes sobre os mesmos.

3.0.1 Value at Risk por Ativo

A Figura 4 mostra a série dos preços de fechamentos dos ativos estudados no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2021, tendo um total de 989 observações.

Figura 4: Preços dos Fechamentos dos Ativos.



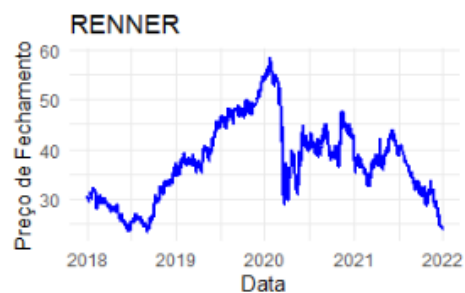
(a) Petrobras



(b) Ambev



(c) Eletrobras



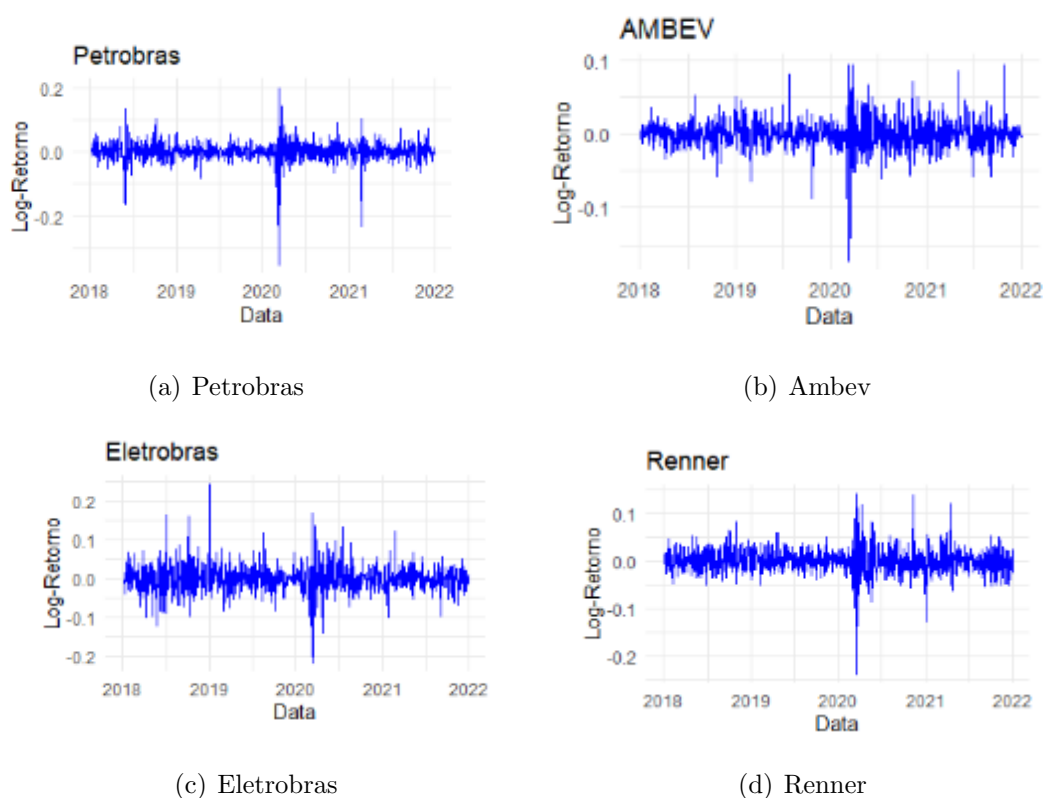
(d) Renner

Fonte: Elaboração Própria.

Na Figura 4 observou-se que em todas as séries houve uma queda no início de 2020, resultado provável de uma forte influência constante de variáveis exógenas, tais como a pandemia. O cenário de incerteza no período em que estávamos em março de 2020, fez com que os índices caíssem em todo o mundo. Observa-se também pela visualização gráfica que as séries da Petrobras e Eletrobras tem uma tendência de crescimento ao longo dos anos. Enquanto a Ambev e Renner não tem um padrão, em alguns momentos tem uma tendência de crescimento e em outros de queda.

Os retornos diários apresentados na Figura 5 possuem oscilações próximas de zero, deste modo, apresentam uma certa volatilidade, com períodos de alta e baixa. Além disso, notam-se diversos *Clusters*¹ de volatilidade, uma vez que este mercado está sujeito à influência de vários fenômenos econômicos, sociais e até sanitários como já destacado.

Figura 5: Log-retornos dos Ativos



Fonte: Elaboração.

Na Tabela 2 é apresentado a análise descritiva da série de retornos dos ativos. É necessário observar as principais características que descrevem uma série temporal.

¹Cluster de volatilidade é a tendência de grandes mudanças nos preços de ativos financeiros se agruparem

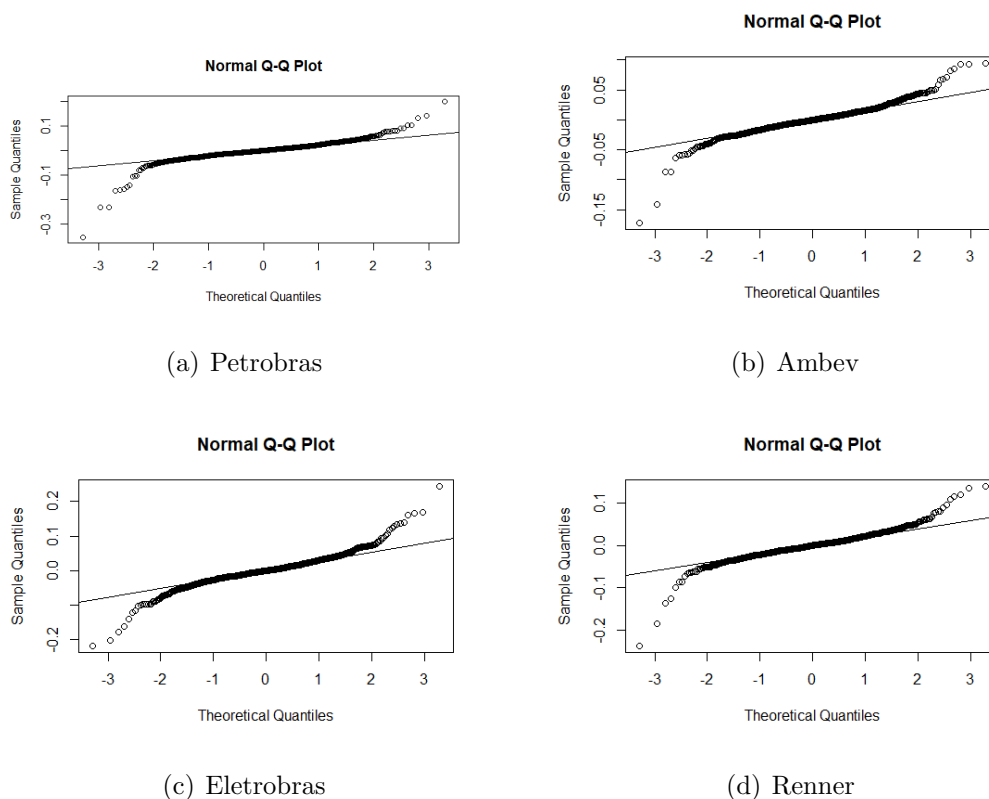
Tabela 2: Estatísticas dos Ativos

Estatísticas	Petrobras	Ambev	Eletrobrás	Renner
Retorno Esperado	0,0008	-0,0002	0,0007	-0,0002
Volatilidade	0,0326	0,0205	0,0371	0,0275
Índice de Sharpe	0,0178	-0,0226	0,0146	-0,0165
Mínimo	-0,3523	-0,1717	-0,2169	-0,2372
1º Quartil	-0,0125	-0,0107	-0,0168	-0,0137
Mediana	0,0011	-0,0004	0,0000	0,0000
3º Quartil	0,0156	0,0098	0,0187	0,0130
Máximo	0,2006	0,0941	0,2439	0,1397

A Petrobras e Eletrobras são as série que tem os maiores valores de retorno esperado. Além disso eles tem os melhores índices de sharpe, logo apresentam melhor performance em relação ao risco atrelado a eles. Já a Ambev e Renner tem retornos esperados e índices de sharpes negativos, a segunda métrica indica que os ativos apresentam riscos mais significativos e por este motivo é que pode não estar tendo um retorno interessante.

A seguir, o trabalho se propõe a realizar inferências sobre a distribuição dos retornos. Neste sentido, serão avaliadas as séries dos log-retornos de cada ativo. A investigação buscou testou a hipótese nula de que a distribuição dos retornos são pertencentes a família de distribuição Normal.

Figura 6: QQ-plot dos Ativos



Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 3: Resultados dos Testes de Kolmogorov

Informação	Resultado			
	Petrobras	Ambev	Eletrobras	Renner
Estatística de Teste	0,50817	0,50092	0.51477	0.50886
P-Valor	$< 2,2 \times 10^{-16}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$	$< 2,2 \times 10^{-16}$
Rejeito H_0	Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro

De acordo com os resultados da Tabela 3, o teste de Kolmogorov a fim de avaliar se a distribuição dos dados de cada ativo seguem uma normal, obteve um p-valor menor que 0,01. Como este valor é menor do que o nível de significância adotado, que é igual a 5%, existem evidências de que devemos rejeitar a hipótese de normalidade da série dos retornos de todos os ativos.

Deste modo, o cálculo do VaR paramétrico pode estar comprometido pois a hipótese de normalidade não foi satisfeita. Isso se dá pois como os log-retornos não são normais,

podemos encontrar determinadas inconsistências. No entanto, o presente trabalho continuará com a análise a fim de verificar as estimativas e assim comparar este método com o de simulação histórica para identificar qual é o mais eficiente. Dessa maneira, vale ressaltar a importância do teste de normalidade, pois conforme apresentado acima, como a série não apresenta uma distribuição Normal mesmo que o resultado do teste de comparação apresente que o melhor método para a estimação do VaR seja o Paramétrico, os resultados do mesmo podem não ser os esperados.

A seguir na Tabela 4, podemos verificar as estimativas de VaR que foram calculados pelos métodos explicitados anteriormente para cada ativo, foram considerados 5 níveis de confiança para um horizonte de tempo de um dia.

Tabela 4: Resultados VaR dos Ativos

Ativo	Nível de Confiança	VaR Histórico	VaR Paramétrico
Petrobras	95%	-0,0390	-0,0527
	99%	-0,1023	-0,0750
	99,5%	-0,1579	-0,0831
	99,9%	-0,2336	-0,099
	99,99%	-0,3404	-0,1204
Ambev	95%	-0,0284	-0,0340
	99%	-0,0521	-0,0480
	99,5%	-0,0592	-0,0532
	99,9%	-0,1413	-0,0638
	99,99%	-0,1687	-0,0767
Eletrobras	95%	-0,0529	-0,0603
	99%	-0,0978	-0,0856
	99,5%	-0,1230	-0,0949
	99,9%	-0,2015	-0,1140
	99,99%	-0,2154	-0,1374
Renner	95%	-0,0649	-0,0642
	99%	-0,0381	-0,0455
	99,5%	-0,0878	-0,0711
	99,9%	-0,1866	-0,0853
	99,99%	-0,2321	-0,1026

A partir da análise dos resultados da Tabela 4, verificou-se que o VaR Histórico em geral apresentou valores menores de VaR independentemente do nível de confiança atrelado a ele, o que pode caracteriza-lo como uma medida mais conservadora.

Aplicado o Teste de Kupiec, verificamos se o número observado de exceções é consistente com as estimativa do VaR Histórico e Paramétrico.

Tabela 5: Resultados Teste de Kupiec dos Ativos

Ativo	Probabilidades	Região de Não Rejeição	VaR Histórico	VaR Paramétrico
Petrobras	5%	$7 \leq N \leq 19$	16	19
	1%	$1 \leq N \leq 6$	1	6
	0,5%	$0 \leq N \leq 4$	4	4
	0,1%	$0 \leq N \leq 1$	0	1
	0,01%	$0 \leq N \leq 0$	0	<u>1</u>
Ambev	5%	$7 \leq N \leq 19$	12	<u>2</u>
	1%	$1 \leq N \leq 6$	2	<u>0</u>
	0,5%	$0 \leq N \leq 4$	0	0
	0,1%	$0 \leq N \leq 1$	0	0
	0,01%	$0 \leq N \leq 0$	0	0
Eletrobras	5%	$7 \leq N \leq 19$	7	<u>4</u>
	1%	$1 \leq N \leq 6$	1	2
	0,5%	$0 \leq N \leq 4$	0	2
	0,1%	$0 \leq N \leq 1$	0	0
	0,01%	$0 \leq N \leq 0$	0	0
Renner	5%	$7 \leq N \leq 19$	17	10
	1%	$1 \leq N \leq 6$	<u>0</u>	<u>0</u>
	0,5%	$0 \leq N \leq 4$	0	0
	0,1%	$0 \leq N \leq 1$	0	0
	0,01%	$0 \leq N \leq 0$	0	0

A série da Petrobras foi a única que no teste apontou que ambas metodologias eram eficientes. Para o método por simulação histórica, as séries da Ambev e Eletrobras para todos os níveis de significância, os testes de Kupiec evidenciam a não rejeição da hipótese nula. Portanto, esse método é adequado para a estimação desta medida. Já a série da Renner tem para um nível de significância de 1% a rejeição da hipótese nula, logo temos que ambas as técnicas abordadas são ineficientes neste caso.

Avaliando o método Paramétrico verificou-se que para todas as séries em pelo menos um nível de significância tiveram observações que pertencem a região crítica. Logo, por essas constatações estatística rejeitou-se a hipótese nula, sendo assim este método não estima bem o VaR da série financeira.

3.0.2 Value At Risk para um Portfólio

Nesta parte da aplicação prática, construiu-se um portfólio com todos ativos estudados na sessão anterior ponderados igualmente e sem perda de generalidade, a fim de observar os resultados e atingir objetivos acadêmicos.

Abaixo na Figura 8 temos uma série que segue uma tendência forte de crescimento a partir de meados de 2018 indo até início de 2020. Com efeitos adversos no mercado, como a Pandemia do COVID-19, o valor do portfólio sofre quedas bastante acentuadas nesse período. Após isso existe uma certa instabilidade associada a série, pois não existe um padrão de tendência que possamos identificar.

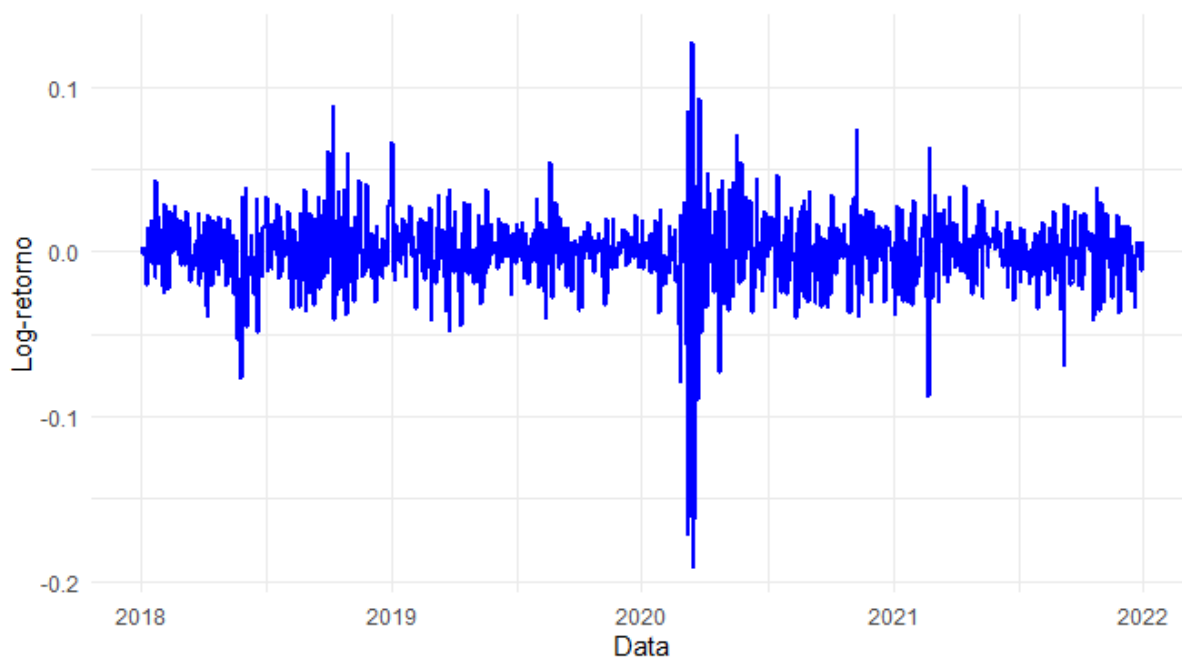
Figura 7: Preço de Fechamento do Portfólio



Figura 8: Fonte: Elaboração Própria.

A seguir, observa-se o gráfico dos log-retornos. Pela visualização gráfica, na Figura 9, é evidente a presença de *Clusters* de volatilidade. No entanto, a série tem retornos próximos a zero indicando que seus valores estão no entorno da média.

Figura 9: Taxas de Retorno do Portfólio



Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 6, a seguir, tem-se as principais estatísticas sobre a distribuição dos log-retornos da carteira.

Tabela 6: Estatísticas do Portfólio

Estatísticas	Portfólio
Retorno Esperado	0,00009
Volatilidade	0,0237
Índice de Sharpe	-0.01096
Mínimo	-0,1911
1º Quartil	-0,0102
Mediana	0.0005
3º Quartil	0,0126
Máximo	0,1277

A maioria dos retornos do portfólio são positivos dado que a mediana tem valor de 0,005 e com isso fica evidente que mais da metade dos retornos são superiores a 0, no entanto a taxa de retorno esperado é baixa. Além disso verificou-se um índice de sharpe negativo, o que evidência que o Portfólio não está tendo um bom desempenho em relação

ao risco atrelado.

Com o objetivo de investigar de forma ainda mais profunda a série dos log-retornos, se faz necessário entender se os mesmos são provenientes da família Normal.

Figura 10: QQplot do Portfólio

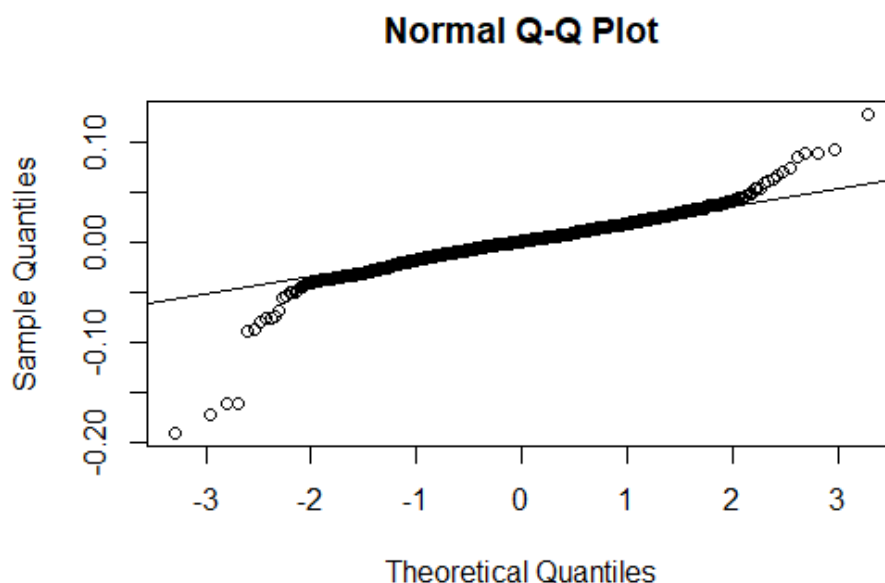


Figura 11: Fonte: Elaboração Própria.

Analisando graficamente, é observado que as caudas são mais longas, tendo os dados uma certa disparidade da distribuição empírica. Portanto, como visualmente existem diversos pontos não bem ajustados a reta, tem-se a intuição de que talvez não haja normalidade nos log-retornos. Para confirmar esta intuição, aplicou-se um teste de normalidade, o Teste de Kolmogorv-Smirnov, o qual tem seus resultados expostos na Tabela 7.

Tabela 7: Resultados do Teste de Kolmogorov do Portfólio

Informação	Resultados
Estatística de Teste	0,4671
P-Valor	$< 2,2 \times 10^{16}$
Rejeita-se H_0	Sim

Dado um baixo pvalor, que é menor do que o nível de significância de 5%, rejeitou-se a hipótese de normalidade. Com isso, conforme já explicitado anteriormente o VaR

Paramétrico pode ter seus resultados afetados.

Seguindo a investigação, estão dispostos na Tabela 8, os valores dos VaR estimados pelas duas metodologias abordadas.

Tabela 8: Resultados VaR do Portfólio

Probabilidades ($\alpha\%$)	VaR Histórico	VaR Paramétrico
95%	-0.0337	-0.0390
99%	-0.0699	-0.0552
99,5%	-0.0879	-0.0611
99,9%	-0.1724	-0.0734
99,99%	-0.1892	-0.0883

Observa-se que o VaR Histórico é mais conservador, pois exceto pelo VaR de 95% suas estimativas tem valores menores comparadas aos do VaR Paramétrico. Portanto, a fim de verificar qual método tem de fato eficiência para projetar a perda máxima de um portfólio é que aplicou-se o Teste de Kupiec. Seus resultados estão dispostos na Tabela 9.

Tabela 9: Resultados Teste de Kupiec do Portfólio

Probabilidades ($\alpha\%$)	Região de Não Rejeição	VaR Histórico	VaR Paramétrico
5%	$7 \leq N \leq 19$	9	<u>2</u>
1%	$1 \leq N \leq 6$	1	2
0,5%	$0 \leq N \leq 4$	0	2
0,1%	$0 \leq N \leq 1$	0	1
0,01%	$0 \leq N \leq 0$	0	0

Portanto, para o nível de significância de 5% o VaR Paramétrico apresentou violações enquanto o VaR Histórico não. Portanto, o VaR pela metodologia paramétrica tem evidências de que não tem uma eficiente conformidade com a cauda à esquerda da distribuição.

4 Conclusão

O presente trabalho propôs como principal objetivo realizar uma análise do risco de mercado de algumas séries financeiras e estimar a partir de dois modelos o valor do VaR. Ao longo da dissertação, aprofundou-se no conhecimento estatísticos assim como econômico, a fim de estabelecer a relação dessas duas ciências.

Na primeira seção dos Dados e Resultados foi feita uma análise baseada em quatro ativos de diferentes setores do mercado no período entre janeiro de 2018 a dezembro de 2021. Foi feito um estudo descritivo e gráfico de toda a série e dos log-retornos com a finalidade de entender os seus comportamentos.

Verificamos que cada um dos ativos tinham uma volatilidade baixa, no entanto, existe uma relação de quanto maior a taxa de retorno maior a volatilidade. A investigação prosseguiu com a aplicação do Teste de Kolmogorov-Smirnov que determinou que nenhuma das séries de log-retorno satisfaziam a hipótese de serem provenientes de uma Normal. Notou-se portanto que o VaR Paramétrico poderia ter seus resultados comprometidos.

O trabalho seguiu para a estimação do VaR pelas duas metodologias abordadas: Histórico e Paramétrico. Verificou-se que o VaR Histórico em geral é mais conservador em relação ao VaR Paramétrico, dado que suas estimativas apresentaram valores menores.

A partir disso, foi aplicado o teste de Kupiec para inferir sobre as metodologias supracitadas do VaR, o qual indicou que o número de exceções encontrado é consistente para a técnica histórica e paramétrica nos ativos da Petrobras. E para Ambev e Eletrobras, aferiu-se que a metodologia histórica era a mais adequada. Já nos ativos da Renner tivemos falhas em ambas metodologias.

Em uma segunda parte da aplicação foi construído um Portfólio de pesos igualitários com os ativos abordados na primeira seção. Fez-se os mesmos procedimentos da primeira parte dos resultados, o trabalho fez análise descritiva e gráfica dos log-retornos. Aplicou-se mais uma vez o teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov, que também indicou a rejeição da hipótese de normalidade.

Chegando a parte final dos Dados e Resultados, foram determinados os valores de VaR Histórico e Paramétrico e de maneira semelhante ao que aconteceu na primeira seção, o VaR Histórico se mostrou mais conservador, com índices menores portanto tendo uma cauda mais pesada à esquerda na distribuição dos retornos. Foi aplicado o Teste de Kupiec, e observou que para o Portfólio abordado o VaR Histórico tem capacidade suficiente de capturar bem as perdas para qualquer probabilidade de cauda atrelado a ele, enquanto o Paramétrico não.

Assim, como trabalhos futuros se propõe a utilização de modelos ainda mais robustos como os da família ARCH e EWMA, como extensão do estudo de estimação do VaR para um ativo e um portfólio.

Referências

- ALLEN, D. E.; POWELL, R. J.; SINGH, A. K. Beyond reasonable doubt: multiple tail risk measures applied to european industries. *Applied Economics Letters*, Taylor & Francis, v. 19, n. 7, p. 671–676, 2012.
- AMARAL, M. Financial risks of credit, market and liquidity in banking. *Revista AECA*, v. 116, p. 29–32, 12 2016.
- BENNINGA, S.; WIENER, Z. Value-at-risk (var). *matrix*, v. 32, p. s33, 1998.
- BESSIS, J. *Risk management in banking*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.
- BRAID, L. H. C. A crise financeira de 2008 e seus impactos nos setores da economia brasileira: uma abordagem por regressões quantílicas e teoria de portfólio. 2011.
- BRESSER-PEREIRA, L. C. Crise e recuperação da confiança. *Revista de Economia Política*, v. 29, n. 1, p. 113, 2009.
- BRITO, O. *Mercado financeiro*. [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2019.
- CAFÉ, L.; BRÄSCHER, M. Organização da informação e bibliometria. *Encontros Bibli: revista eletrônica de biblioteconomia e ciência da informação*, Universidade Federal de Santa Catarina, n. Esp, p. 54–75, 2008.
- CHUEKE, G. V.; AMATUCCI, M. O que é bibliometria? uma introdução ao fórum. *Internext*, v. 10, n. 2, p. 1–5, 2015.
- CONOVER, W. J. *Practical nonparametric statistics*. [S.l.]: john wiley & sons, 1999. v. 350.
- COSTA, P.; BAIDYA, T. Market risk measurement methods: a comparative study. *Revista Produção*, v. 13, n. 3, p. 18–33, 2003.
- DE, M. E. F. E. G. *AVALIAÇÃO DO RISCO FINANCEIRO EM UMA CARTEIRA DE RENDA VARIÁVEL ATRAVÉS DO VALUE AT RISK (VaR)*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO, 2015.
- FERREIRA, E. da C.; COSTA, S. R. R. da. A utilização do índice de sharpe como ferramenta para comparação de risco/retorno em fundos de investimento. *Revista ESPACIOS— Vol. 37 (Nº 15) Año 2016*, 2016.
- FINOTO, G.; LUNA, I. Comparação de modelos de value-at-risk na avaliação do risco de carteiras de ações. In: . [S.l.: s.n.], 2014.
- GARCIA, F. D. *Value-at-Risk para carteiras de derivativos de câmbio em empresas regidas pela norma IAS 39*. Tese (Doutorado) — Dissertação de mestrado profissionalizante em Economia, IBMEC, 2007.

- GOMES, F. R. A bolsa de valores brasileira como fonte de informações financeiras. *Perspectivas em ciência da informação*, v. 2, n. 2, 1997.
- JORION, P. *Value at risk: a nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro*. [S.l.]: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 2003.
- JUBERT, R. W. et al. Um estudo do padrão de volatilidade dos principais índices financeiros do bovespa: uma aplicação de modelos arch. *Journal of Accounting, Management and Governance*, v. 11, n. 1-2, 2009.
- KUPIEC, P. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *The J. of Derivatives*, v. 3, n. 2, 1995.
- LILLIEFORS, H. W. On the kolmogorov-smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American statistical Association*, Taylor & Francis, v. 62, n. 318, p. 399–402, 1967.
- LONGERSTAEY, J.; SPENCER, M. Riskmetricstm—technical document. *Morgan Guaranty Trust Company of New York: New York*, v. 51, p. 54, 1996.
- LOVATTO, L. F.; HENRIQUE, D. C.; LIMA, M. V. A. de. Análise comparativa de distintas métricas de risco na composição de um fundo de fundos de investimento imobiliário. *Revista de Contabilidade e Organizações*, Universidade de São Paulo, v. 11, n. 29, p. 30–45, 2017.
- MACHADO, M. A. V. Modelos de precificação de ativos e o efeito liquidez: evidências empíricas do mercado acionário brasileiro. 2009.
- MATO, G. A. de S.; IQUIAPAZA, R. A.; FERREIRA, B. P. Análise da exposição a perdas dos etfs brasileiros conforme as técnicas de avaliação de risco de mercado value at risk (var) e expected shortfall (es). *BBR-Brazilian Business Review*, FUCAPE Business School, v. 11, n. 4, p. 91–115, 2014.
- MAZZUCHELLI, F. A crise em perspectiva: 1929 e 2008. *Novos estudos CEBRAP*, SciELO Brasil, p. 57–66, 2008.
- NETO, A. A. *Mercado financeiro*. 3. ed. [S.l.: s.n.], 2000.
- NETO, D. T. D. A. F. Cálculo de var para uma carteira de ações: Sistema informatizado para ações negociadas na bovespa. 2013.
- OLIVEIRA, M. F. D.; ARFUX, G. A. B.; TEIVE, R. C. G. Risk management in the commercialization activity in brazil - an approach by using markowitz, var and cvar. In: *2006 IEEE/PES Transmission Distribution Conference and Exposition: Latin America*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1–6.
- OLIVEIRA, M. R. G. d. Gerenciamento do risco de mercado baseado no value at risk estático e dinâmico para carteira de ações e opções negociadas na bovespa. Universidade Federal de Pernambuco, 2005.
- PHILIPPE, J. Value at risk: the new benchmark for managing financial risk. NY: *McGraw-Hill Professional*, 2001.

- PINHO, C. V.; MADALENO MARA. VIEIRA, E. R. *Risco Financeiro – Medida e Gestão*. [S.l.]: Edições Sílabo, Lda, 2019. ISBN 9789726189978.
- POWELL, R. J.; ALLEN, D. E. *CVaR and Credit Risk Measurement*. [S.l.]: School of Accounting, Finance and Economics, Edith Cowan University, 2009.
- RIECHE, F. C. Gestão de riscos em fundos de pensão no brasil: Situação atual da legislação e perspectivas. *REVISTA DO BNDES, RIO DE JANEIRO*, V. 12, N. 23, p. 219–242, 2005.
- SELAU, L. P. R.; RIBEIRO, J. L. D. Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. *Gestão & Produção*, SciELO Brasil, v. 16, p. 398–413, 2009.
- SHARPE, W. F. The sharpe ratio. *Journal of portfolio management*, INSTITUTIONAL INVESTOR INC 488 MADISON AVENUE, NEW YORK, NY 10022, v. 21, n. 1, p. 49–58, 1994.
- SILVA, T. S. d. A crise de 1929 e a crise do subprime: uma análise comparativa da economia dos estados unidos. 2017.
- SOUZA, I. A. d. Gestão de risco de mercado: mensuração do value-at-risk (var) comparando a exigência de capital em diferentes abordagens. 2017.
- TOSTES, F. P. *Gestão de risco de mercado: metodologias financeira e contábil*. [S.l.]: FGV Editora, 2007.