Universidade do Minho
Escola de Economia e Gestão

Marcelo Fukui

O EXPECTED SHORTFALL COMO MENSURADOR DE RISCOS EM UMA ESTRATÉGIA DE DYNAMIC HEDGING EM CASOS DE EXPOSIÇÃO CAMBIAL

outubro de 2024

O EXPECTED SHORTFALL COMO MENSURADOR DE RISCOS EM UMA ESTRATÉGIA DE DYNAMIC HEDGINGEM CASOS DE EXPOSIÇÃO CAMBIAL
Marcelo Fukui
UMinho | 2024

Universidade do Minho
Escola de Economia e Gestão

Marcelo Fukui

O EXPECTED SHORTFALL COMO MENSURADOR DE RISCOS EM UMA ESTRATÉGIA DE DYNAMIC HEDGING EM CASOS DE EXPOSIÇÃO CAMBIAL

Tese de Doutoramento
Doutoramento em Gestão
Especialidade de Finanças

Trabalho efetuado sob a orientação do
Prof. Dr. Leonardo Fernando Cruz Basso
e da
Prof. Dra. Benilde Maria do Nascimento Oliveira

outubro de 2024

DIREITOS DE AUTOR E CONDIÇÕES DE UTILIZAÇÃO DO TRABALHO POR TERCEIROS

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos.

Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho



Atribuição-NãoComercial
CC BY-NC

https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu pai (*in memoriam*), Katsutoshi Fukui, pelo exemplo de homem que ele foi e por ele ter me ensinado que conhecimento é a conquista mais valiosa que adquirimos durante a vida e que, se não fossem as suas palavras, com certeza eu não estaria aqui;

Agradeço também a minha mãe, Cecília Mitsue Fukui, pelo suporte e apoio dado, principalmente durante o meu período em Portugal, quando, sem o seu apoio, o curso não teria sido possível;

Agradeço ao meu orientador, Professor Leonardo Fernando Cruz Basso, pelas orientações e esforço empreendido para a minha ida a Portugal;

Agradeço a minha orientadora, Professora Benilde Maria do Nascimento Oliveira, pelas orientações durante a minha estadia em Portugal;

Agradeço ao Professor Manuel Rocha Armada pelo suporte, pelos conselhos, pelas conversas, que muito me ajudaram neste período solitário e de clima frio longe de casa;

Agradeço ao Professor Eli Haddad Jr, pelos auxílios na econometria que eu precisei;

Agradeço aos colegas brasileiros no doutorado Guilherme Spiazzi e Samuel Lyncon Leandro de Lima pelo apoio e amizade durante este período;

Agradeço a todos os demais professores dos programas de doutorado do Mackenzie e da U Minho que tornaram possível a finalização deste estágio na minha carreira acadêmica.

> "Os rios não bebem sua própria água; as árvores não comem seus próprios frutos. O sol não brilha para si mesmo; e as flores não espalham sua fragrância para si. Viver para os outros é uma regra da natureza. A vida é boa quando você está feliz; mas a vida é muito melhor quando os outros estão felizes por sua causa." (Papa Francisco)

DECLARAÇÃO DE INTEGRIDADE

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducente à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

O EXPECTED SHORTFALL COMO MENSURADOR DE RISCOS EM UMA ESTRATÉGIA DE DYNAMIC HEDGING EM CASOS DE EXPOSIÇÃO CAMBIAL

Resumo

A tese é formada por três artigos que buscam utilizar o Expected Shortfall (ES) como uma medida de risco em um cenário de variação cambial nas principais economias do mundo. O ES surgiu como alternativa ao Value at Risk (VaR), que não se provou uma medida de risco coerente. O primeiro artigo trata da Análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura sobre o tema. Para isso, foram selecionados 20 artigos das principais bases de artigos acadêmicos. Com base nesses artigos foi possível escrever o segundo artigo, que fala sobre o ES e o VaR na gestão de riscos. O ES, dada a sua baixa frequência, possui várias formas de ser calculado, cada um com as suas características específicas. Desta forma, foi possível calcular os limites impostos pelo ES e a quantidade de violações ocorridas em 4 paridades de câmbio. O último e terceiro artigo tratou da estratégia de hedging a fim de se evitar a possibilidade de violar o limite imposto pelo ES. O artigo propôs o DCC-GJR como forma de mensurar a volatilidade das caudas da distribuição. O artigo iniciou com uma análise bibliométrica e revisão sistemática, depois revisão de literatura, metodologia, resultados empíricos, mostrando os resultados e, por fim, um modelo alternativo utilizando o ARIMA.

Palavras Chave: Expected Shortfall, Gestão de Riscos, Hedging, Risco de Cauda, Value at Risk

EXPECTED SHORTFALL AS A RISK MEASURER IN A DYNAMIC HEDGING STRATEGY IN CASES OF EXCHANGE RATE EXPOSURE

Abstract

The thesis consists of three articles that seek to use the Expected Shortfall (ES) as a risk measure in a scenario of exchange rate variation in the world's main economies. The ES emerged as an alternative to Value at Risk (VaR), which has not proven to be a consistent risk measure. The first article deals with the bibliometric analysis and systematic review of the literature on the subject. For this, 20 articles were selected from the main academic article databases. Based on these articles, it was possible to write the second article, which discusses the ES and VaR in risk management. The ES, given its low frequency, has several ways of being calculated, each with its own specific characteristics. In this way, it was possible to calculate the limits imposed by the ES and the amount of violations that occurred in 4 exchange rates. The last and third article dealt with the hedging strategy to avoid the possibility of violating the limit imposed by the ES. The article proposed the DCC-GJR to measure the volatility of the distribution tails. The article began with a bibliometric analysis and systematic review, then a literature review, methodology, empirical results, showing the results and, finally, an alternative model using ARIMA.

Keywords: Expected Shortfall, Risk Management, Hedging, Tail Risk, Value at Risk

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 1

1.1 Artigo – 1 2

1.2 Artigo – 2 2

1.3 Artigo – 3 3

2. O *Expected Shortfall* e a Gestão de Riscos: análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura 4

2.1 Introdução 4

2.2 Revisão da literatura 7

2.3 Metodologia 8

2.4 Análise de resultados 18

2.4.1 Análise bibliométrica 18

2.4.2 Revisão Sistemática 29

2.5 Conclusão 32

3. A relevância dos modelos não paramétricos para mensuração do Expected Shortfall 45

3.1 Introdução 45

3.2 Hipótese de pesquisa 46

3.3 Regulação Financeira 47

3.4 *Value at Risk* e *Expected Shortfall* 50

3.4.1 O risco de cauda de VaR e ES em distribuições normais 52

3.4.2 Estimação Não-Paramétrica do ES 53

3.4.3 Exemplo de Risco de Cauda 55

3.4.4 Sensibilidade do Expected Shortfall 56

3.4.4.1 Definição do Expected Shortfall 56

3.4.4.2 Sensibilidade do Expected Shortfall 57

3.4.4.3 Proposição 57

3.5 Hedge Estático e derivativos multivariados 58

3.5.1 Exemplificando a estratégia de Hedge 58

3.6 Estimadores comparativos 61

3.6.1 Método Normal 61

3.6.2 Método Pico sobre a Limiar 62

3.6.3 Estimadores não paramétricos 63

3.6.3.1 Métodos históricos e modificações 63
3.6.4 Estimações Combinadas 66
3.7 Base de dados 66
3.8 Procedimentos metodológicos 66
3.9 Análise dos resultados 67
3.10 Conclusões 68
Referências 70
4. Estruturação do *Hedging* cambial Ótimo utilizando o DCC-GJR 72
4.1 Análise Bibliométrica e Revisão sistemática da Literatura 72
1.1 Análise de resultados 82
A - Análise bibliométrica 83
B - Revisão sistemática 91
4.2 Revisão da Literatura 96
4.3 Metodologia 100
4.4 Estratégia de Estimação 106
4.5 Resultados 107
4.5.1 GBP Futuro e Spot - Resultados da estimação 108
4.5.2 EURO Futuro e Spot - Resultados da estimação 110
4.5.3 YEN Futuro e Spot - Resultados da estimação 112
4.6 Resultados das estimações com dados diários com ARIMA 114
4.6.1 Dados e metodologia 114
4.6.1.1 Caso das séries libra esterlina futura e spot 115
4.6.1.2 Caso das séries yen futuro e yen spot 116
4.6.1.3 Caso das séries Euro futuro e Euro spot 118
4.6.1.4 Caso das séries Real futuro e Real spot 119
5. CONCLUSÃO 121
Referências 122

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Evolução da amostra por meio de filtros da Scopus.....9
Tabela 2 - Evolução da amostra por meio de filtros da WoS.....10
Tabela 3 - Evolução da amostra por meio de filtros da Science Direct.....10
Tabela 4 - Total das amostras intermediárias.....11
Tabela 5 – Palavras-chave.....21
Tabela 6 - T de Goffman.....23
Tabela 7 – Classificação de Palavras - LEI DE ZIPF.....24
Tabela 8 - LEI DE BRADFORD sobre os periódicos.....26
Tabela 9 – Dez Artigos mais Citados.....28
Tabela 10 – Performance de Hedge Através de Diferentes Métodos.....60
Tabela 11 – Parâmetros de uma Carteira de Hedge Estático (Desvios Padrão Demonstrados entre Parênteses).....60
Tabela 12 - Resultado dos Cálculos dos Indicadores Analisados na Análise Empírica.....67
Tabela 13 - Volume de Vezes em que o Câmbio Ultrapassou os Limites do ES.....68
Tabela 14 - Evolução da amostra por meio de filtros da Science Direct.....73
Tabela 15 - Evolução da amostra por meio de filtros da Scopus.....74
Tabela 16 - Total das amostras intermediárias.....75
Tabela 17 - Palavras-chave.....85
Tabela 18 - T de Goffman.....87
Tabela 19 - Classificação de palavras - Lei de Zipf.....88
Tabela 20 - Lei de Bradford sobre os periódicos.....90
Tabela 21 - Estatística descritiva dos dados em seus retornos.....107
Tabela 22 - Resultados da Estimação GBP Spot.....108
Tabela 23 - Resultados da Estimação GBP Futuro.....108
Tabela 24 - Resultados da Estimação EUR Spot.....110
Tabela 25 - Resultados da Estimação EUR Futuro.....111
Tabela 26 - Resultados da Estimação YEN Spot.....112
Tabela 27- Resultados da Estimação YEN Futuro.....113
Tabela 28 - Teste de presença de raiz unitária GBP.....115
Tabela 29 -Testes de autocorrelação e aut. Parcial GBP.....115

Tabela 30 - Teste de presença de raiz unitária YEN 116
Tabela 31 - Testes de autocorrelação e aut. Parcial YEN..... 117
Tabela 32 - Teste de presença de raiz unitária EURO 118
Tabela 33- Testes de autocorrelação e aut. Parcial EURO 118
Tabela 34 - Teste de presença de raiz unitária BRL 119
Tabela 35 - Testes de autocorrelação e aut. Parcial BRL..... 120

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Matriz de (sub) categorização 15
Figura 2 - Distribuição Anual dos Artigos- SCOPUS 19
Figura 3 - Distribuição Anual dos Artigos - WOS 19
Figura 4 - Distribuição Anual dos Artigos – SCIENCE DIRECT 20
Figura 5 - Distribuição Anual dos Artigos - TOTAL 20
Figura 6 - Mapa de Coocorrências das Palavras-Chave 21
Figura 7 - Frequência dos artigos dos países das instituições às quais os autores estão associados ... 25
Figura 8 - Frequência das citações dos artigos dos países das instituições às quais os autores estão associados 25
Figura 9 - Mapa de Cocitações entre Periódicos 27
Figura 10 - Análise de (Sub) Categorias para Identificar Lacunas de Conhecimento 32
Figura 11 - Artigos Excluídos 75
Figura 12 - Artigos Inclusos 77
Figura 13 - Matriz de (sub)categorização 79
Figura 14 - Distribuição anual dos artigos – Science Direct 83
Figura 15 - Distribuição anual dos artigos - Scopus 84
Figura 16 - Distribuição anual dos artigos - Total 84
Figura 17 - Mapa de coocorrências das palavras-chave 85
Figura 18 - Frequência dos artigos dos países das instituições às quais os autores estão associados . 89
Figura 19 - Mapa de cocitação entre periódicos 91
Figura 20 - Análise de (sub) categorias para identificar lacunas de conhecimento 94
Figura 21 - Projeção do GBP Spot 109
Figura 22 - Projeção do GBP Fut 110
Figura 23 - Projeção do Euro Spot 111
Figura 24 - Projeção do Euro fut 112
Figura 25 - Projeção do Yen Spot 113
Figura 26 - Projeção do Yen fut 114
Figura 27 - Projeção do ratio GBP 116
Figura 28 - Projeção do ratio YEN 117
Figura 29 - Projeção do ratio EURO 119
Figura 30 - Projeção do ratio BRL 120

APÊNDICES

APÊNDICE 1 134

1. INTRODUÇÃO

Esta tese é composta por três artigos que buscam tratar sobre hedging contra variação cambial extrema. Este tema é de grande importância, dado o constante crescimento do volume de comércio internacional. O câmbio, além de impactar no comércio internacional, também é um dos principais fatores que impactam nas decisões de investimento em um país, seja ele um investimento real ou seja ele um investimento financeiro. Desta forma, esta tese trata de temas como Expected Shortfall, termo utilizado para variações que ultrapassam os limites da distribuição e, portanto, atingem a cauda da distribuição. E, como normalmente os investidores, apesar de esperar resultados positivos dos seus investimentos, aceitam os riscos que o mercado impõe e eles não esperam que este risco seja maior do que a média histórica. Mas grandes crises econômicas, ou mesmo fitossanitárias, como as que eclodiram no final das duas últimas décadas, estão sujeitas a acontecer e, mesmo sendo raras, abalam fortemente o mercado financeiro e a economia global.

Desde o início dos anos de 1990, o principal indicador para o risco de mercado foi o VaR. O VaR mostra o pior resultado, dado um intervalo de tempo e um nível de confiança. Apesar da sua ampla utilização pelo mercado, simplicidade conceitual a fácil avaliação, o VaR apresenta deficiências conceituais. O VaR, como ferramenta de risco, só faz a análise da área de cobertura do nível de confiança. A área não coberta pelo nível de confiança se encontra nas bordas do gráfico de distribuição e, desta forma, tem os seus riscos conhecidos como risco de cauda. Os problemas ocorridos ao se atingir a cauda da distribuição podem ser remediados pelo Expected Shortfall (ES), que é definida por ser a expectativa condicional de perdas que ultrapassa o nível de confiança do VaR. E o ES demonstrou ser subaditivo, o que lhe assegura a coerência como medida de risco (KIM e KIM, 2019).

O risco de cauda acontece quando uma medida de risco falha ao explicar a escolha entre as carteiras como resultado que despreza a informação das caudas da distribuição. Por conta deste conceito, o Comitê do BIS do Sistema Financeiro Global trata as medidas de risco, tais como o VaR e o desvio padrão, como indicadores que desrespeitam o risco de perdas extremas na cauda das distribuições (YAMAI e YOSHIBA, 2002).

O VaR e o ES precisam de uma propriedade matemática essencial. O VaR é reprovado no que diz respeito a requisitos de medidas de riscos coerentes. Já o ES, apesar de coerente, falha em satisfazer a elicitabilidade, uma propriedade associada a regressões eficazes (CHEN, 2018).

A Teoria do Valor Extremo se preocupa com as caudas das distribuições estatísticas. Já a Teoria do Valor Extremo Multivariado representa os retornos do ativo em um mercado sob estresse, que consiste

em dois modelos: as caudas das distribuições marginais e a estrutura de dependência entre os valores extremos (YAMAI e YOSHIBA, 2002).

A Gestão de Riscos utiliza, como principal ferramenta de análise, índices de mensuração de riscos. O desafio é, com esse índice em mãos, conseguir montar uma estrutura capaz de proteger o negócio contra as variações de mercado, utilizando derivativos financeiros. Mas uma simples medida de risco não deve dominar o gerenciamento do risco financeiro. Como as medidas de risco oferecem as suas vantagens e desvantagens, ao complementar o VaR com o ES, consegue-se uma forma mais efetiva de monitorar e compreender o risco.

1.1 Artigo – 1

Este trabalho compreende uma investigação sobre assuntos semelhantes ao tema inicialmente investigado, caracterizando assim, uma das primeiras partes a serem trabalhadas no que se trata da metodologia científica.

A amostra intermediária desta pesquisa desta pesquisa foi de 85 artigos encontrados nas bases da Web of Science, Scopus e Science Direct. Após a aplicação de filtros e critérios foi possível chegar a uma amostra final de 20 artigos.

Entre as lacunas do conhecimento identificadas estão os ajustes nos modelos tradicionais de análises, metodologias de Gestão de Riscos, qualidade das informações geradas, importância dos impactos resultantes, alguma nova teoria, variável ou método de análise.

1.2 Artigo – 2

Este artigo trata da importância dos mensuradores de riscos *Value at Risk* (VaR) e *Expected Shortfall* (ES) na gestão de riscos. O VaR, apesar de ser a medida de risco padrão adotada pelo mercado (CONSIGLI, 2002), ele não foi capaz de informar aos hedgers sobre os perigos da crise do *Subprime*. Como alternativa ao VaR, que calcula a perda máxima de uma carteira, dado certo nível de confiança, veio o ES, que é a média dos valores que extrapolaram o VaR. Mas, por sua natureza de baixa frequência, o ES apresentou várias fórmulas de cálculo diferentes e, na análise empírica feita com o câmbio de 4 pares de moedas, apenas a relação com um câmbio mais fraco, de um país em desenvolvimento, chegou a atingir a zona do ES.

1.3 Artigo – 3

O terceiro e último artigo da tese trata da estratégia de *hedging* a fim de se evitar a possibilidade de se atingir o ES, considerando-se a volatilidade dos retornos cambiais. Este artigo, apesar de seguir na mesma linha dos anteriores, ao tratar dos valores extremos, segue uma linha mais econométrica ao propor o DCC-GJR como forma de mensurar a volatilidade na região das caudas, tentando projetar o câmbio e atuando no mercado futuro a fim de encontrar o hedge ótimo. Por este motivo, foi feita uma nova revisão sistemática e análise bibliométrica mas, desta vez, sendo mais específico nas buscas dos artigos e usando as bases do Scopus e Science Direct. Com esta parte inicial da pesquisa pronta, avança-se para uma revisão da literatura com as definições e conceitos de *hedging*, onde ele classifica-o como *hedging* condicional e *hedging* não condicional. Após a revisão de literatura, parte-se para a metodologia e então para os resultados empíricos. Obtidos tais resultados, é proposta uma nova alternativa de hedging.

2. O *Expected Shortfall* e a Gestão de Riscos: análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura

Resumo

Instituições financeiras seguem regulações que as obrigam a determinar reservas de capitais a fim de garantir proteção contra possíveis resultados negativos. A medida padrão de mercado para quantificar esse risco é o *Value at Risk* (VaR). O *Expected Shortfall* (ES) veio para complementá-la para quando as perdas extrapolam os limites do VaR. Como uma importante medida de risco, o ES tornou-se referência de risco pelo último Acordo de Basiléia III. O VaR informa a perda máxima de determinado portfólio, dado determinado intervalo de confiança e determinado período. O grande problema é que, quando o limite do VaR é extrapolado e ultrapassa os limites desse intervalo de confiança, o VaR não é capaz de informar o nível de perda. O ES calcula as médias dos retornos quando eles extrapolam o VaR. Assim sendo, esse estudo teve o objetivo de realizar uma análise bibliométrica - combinada à uma revisão sistemática – da literatura empírica sobre a gestão de riscos através do ES. Para tanto, adotou-se métodos de análise bibliométrica e revisão sistemática na amostra final de 20 artigos. O primeiro referiu-se a uma análise quantitativa desenvolvida por meio da contagem de frequências e cocitações. Já o segundo referiu-se a uma análise qualitativa, buscando-se a correlação entre temas relevantes; porém, ainda pouco explorados pela academia. Referidos artigos foram obtidos a partir das bases de dados Web of Science, Scopus e Science Direct. A adoção de ambos os métodos dependeu do uso dos softwares VOSViewer e Rank Words. Na análise bibliométrica, adotou-se ainda a verificação de suas principais leis, como Zipf (1949), Bradford (1934) e Lotka (1926). Feita a análise bibliométrica e a revisão sistemática da literatura, foi possível aprofundar-se nas relações entre a ES e a gestão de riscos.

Palavras-chave: *Expected Shortfall; Risk Management; Value at Risk; risco;*

JEL: G01; G20; G21.

2.1. Introdução

A gestão de riscos é essencial para as instituições financeiras e para a estabilidade do sistema financeiro. A principal tarefa da gestão de riscos é medir os riscos implicados por cada decisão. Os requerimentos regulatórios das instituições financeiras as obrigam a determinar as reservas de capitais

obrigatórias. O *Value at Risk* (VaR) se tornou a medida padrão para quantificar o risco de mercado. Ele mede o potencial máximo de perdas de um dado portfólio em um período de tempo, dado o nível de confiança. Este nível de confiança, de acordo com o mercado, varia entre 95% e 99%, conforme o setor econômico em que atua e a sua sensibilidade ao risco.

A literatura sobre gestão de riscos de portfólios afirma que os retornos anormais e as funções de utilidade não-quadráticas, uma medida de risco decrescente que deveria ser usada tal como é usada a variação de portfólio, que pondera os resultados positivos e negativos (BOUDT, PETERSON e CARL, 2008).

A avaliação exata da exposição ao risco de mercado de uma instituição financeira tem grande importância para o controle interno de risco e para a regulação financeira. O *Value at Risk* (VaR) condiciona os quantis das distribuições caudais de uma série de retornos financeiros. Mas o VaR tem a desvantagem de mostrar apenas o quantil e, desta forma, não mostra além do quantil. Para corrigir esta falha do VaR, foi proposto uma medida de risco alternativa, o *Expected Shortfall* (ES). O ES trata da expectativa do retorno dado quando ele excede o VaR (TAYLOR, 2008) e pode, conforme Artzner *et al.*(1999), ao ser citado por Cai e Wang (2008), ser interpretado como a média das maiores perdas na distribuição da cauda de perdas.

A gestão de riscos, que impacta a empresa como um todo, é uma questão desafiadora. Métodos de solução que evitam a simulação de Monte Carlo envolvem simplificações e aproximações que colocam em dúvida a validade da resposta. A simulação de Monte Carlo permite maiores detalhes na modelagem do comportamento do portfólio da empresa, tomando como base possíveis eventos futuros, e é compatível com o uso dos melhores modelos disponíveis para mercados financeiros (LAN, NELSON e STAUM, 2010).

O ES é definido como a expectativa condicional de perda que ultrapassa os níveis do VaR. Ao se focar nos riscos de cauda, pode-se focar em 4 pontos que ocorrem no mundo real (YAMAI e YOSHIBA, 2004):

1) Investidores racionais que buscam maximizar a sua utilidade esperada podem se confundir com o uso do VaR como uma medida de risco e podem tomar posições que revelam fraquezas não intencionais e geram perdas maiores em ocasiões que ultrapassem os limites do VaR;
2) O VaR é irreal sob o estresse de mercado, ou seja, quando as perdas ultrapassam os limites. Sob agressivas flutuações dos preços dos ativos negociados, o VaR pode subavaliar o risco;

3) Gestores de risco, ao adotar o ES, buscam solucionar esses problemas citados que, por definição, leva em conta o risco que ultrapassa os limites do VaR;
4) A efetividade do ES depende da acurácia da estimação.

Desta forma, o objetivo deste estudo foi mapear e analisar a literatura acadêmica publicada a respeito dos principais métodos de análise do ES como instrumento de gestão de risco. Para tanto, no item 1 deste estudo, efetuou-se uma análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura sobre o tema - durante o período de 1945 a 22 de abril de 2021 – para uma amostra final de 20 artigos. A primeira referiu-se a uma análise quantitativa, desenvolvida por meio da contagem de frequências e cocitações. Já a segunda referiu-se a uma análise qualitativa, buscando-se a correlação entre temas relevantes; porém, ainda pouco explorados pela academia. A pesquisa dos artigos foi obtida a partir das bases de dados Scopus (Sco), Web of Science (WoS) e Science Direct (ScD). A adoção de ambos os métodos prescinde do uso de softwares tais como VOSViewer e Rank Words. Na análise bibliométrica, adotou-se ainda a verificação de suas principais leis, como Zipf (1949), Bradford (1934) e Lotka (1926).

No item 2 deste estudo, foi apresentada a revisão da literatura, com identificação das teorias e métodos de análise da ES - mencionadas nos artigos da amostra final. No item 3, foram descritas as metodologias de análise bibliométrica e revisão sistemática. No item 4, foram relatados os resultados de ambas as metodologias, com identificação da estatística descritiva das principais características dos artigos da amostra final, bem como das lacunas do conhecimento sobre o tema. Por fim, no item 5, expuseram-se as conclusões, avenidas para estudos futuros e limitações desta pesquisa.

2.2. Revisão da literatura

O gerenciamento de riscos em instituições financeiras ganhou espaço em diversos países. Em um sentido qualitativo, a gestão de risco equivale a estabelecer regulamentos adequados, sistemas de monitoramento e usando mecanismos de divulgação adequados. Ao desenvolver critérios para descrever as medidas de risco, Artzner *et al.*(1999) foi citado por So & Ming (2010), que introduziu as propriedades coerentes que as medidas de riscos deveriam seguir. Essas propriedades foram relatadas como benefícios da diversificação que os participantes financeiros gostariam de ter em seus portfólios. Essa condição foi uma das propriedades que não podem ser satisfeitas pela medida de risco até então adotada, o *Value at Risk*, VaR.

O VaR foi originalmente proposto pelo J.P.Morgan em 1994 e se tornou uma medida de risco bastante popular entre as instituições financeiras. O conceito de VaR foi definido como a máxima perda no portfólio dada certa probabilidade em determinado período de tempo (YOUSSEF, BELKACEM e MOKNI, 2015). Desta forma, o VaR reduziu o risco associado a apenas um número, a perda ocorrida dada uma probabilidade em um horizonte de tempo fixo.

Conforme Tasche (2002) afirmou, no final de 1999, quando o artigo de Artzner foi publicado, se tornou claro que o VaR não pode ser considerada uma metodologia para alocação de capital econômico em instituições financeiras. Apesar disso, mesmo que as recomendações de Artzner fossem seguidas para entender as propriedades da gestão de riscos, o ES só foi sugerido e praticado a partir dos acordos de Basiléia III.

O ES foi definido como a expectativa condicional de perda que ultrapassa os níveis do VaR. Ao se focar nos riscos de cauda, pôde-se focar em 4 pontos que ocorrem no mundo real (YAMAI e YOSHIBA, 2004):

1) Investidores racionais que buscam maximizar a sua utilidade esperada podem se confundir com o uso do VaR como uma medida de risco e podem tomar posições que revelam fraquezas não intencionais e geram perdas maiores em ocasiões que ultrapassem os limites do VaR;
2) O VaR é irreal sob o estresse de mercado, ou seja, quando as perdas ultrapassam. Sob agressivas flutuações dos preços dos ativos negociados, o VaR pode subavaliar o risco;
3) Gestores de risco, ao adotar o ES, buscam solucionar esses problemas citados que, por definição, leva em conta o risco que ultrapassa os limites do VaR;
4) A efetividade do ES depende da acurácia da estimação.

O ES pôde ser definido como VaR condicional, Média da perda em excesso, Além do VaR ou VaR caudal e serve para aliviar as falhas do VaR. O ES, como expectativa condicional de perda, dado que essa perda ultrapasse os limites do VaR, pode ser definido pela seguinte fórmula:

$$ES_\alpha(X) = E[X \mid X \geq VAR_\alpha(X)$$

De acordo com os documentos consultivos do acordo de Basiléia III, o comitê de Basiléia desenvolveu o prospecto de descontinuação do VaR, dando lugar ao ES. O maior desafio na implementação do ES como a melhor medida de risco de mercado é a indisponibilidade de ferramentas mais simples para a sua avaliação (DU e ESCANCIANO, 2015).

O ES é uma medida de riscos que supera as deficiências do VaR. O ES considera as perdas de magnitude ao invés de considerar apenas o quantil de interesse e, além disso, o ES deve ser coerente (RIGHI e CERETTA, 2015). Apesar de tudo isso, o ES foi menos popular do que o VaR por conta do seu respectivo nível de complexidade ser maior do que o do VaR.

Portanto, o ES fornece uma estimativa do montante de capital depreciado sob os piores cenários que são quantificados pelo VaR. Ele é um bom suplemento ao VaR, não apenas porque o ES otimiza o VaR, mas porque ele é intimamente ligado ao VaR (SO e WONG, 2010).

2.3. Metodologia

O objetivo desse estudo foi responder à pergunta – quais são as principais influências do ES na gestão de riscos? Para tanto, foram implementadas as 7 etapas descritas a seguir. As etapas 1 a 5 atenderam a ambas as metodologias de análise bibliométrica e de revisão sistemática. Entretanto, as etapas 6 e 7 referiram-se exclusivamente à revisão sistemática.

Etapa 1 – Escolha da base de dados. Os artigos da amostra foram obtidos a partir da Scopus, WoS e Science Direct, as principais bases de dados de citações acadêmicas. Elas contêm registros de artigos publicados em periódicos científicos de alto fator de impacto, sendo classificados por meio do Journal Citation Reports (JCR).

Etapa 2 - Uso de parâmetros iniciais de pesquisa partindo das bases da Scopus, WoS e Science Direct. Para o período de 1° de janeiro de 1945 a 22 de abril de 2021, inicialmente, foram identificados 161 artigos com base em variações das palavras-chave "Expected Shortfall" e "Risk Management". Na sequência, foram realizadas exclusões por meio da aplicação de filtros nas próprias bases e na filtragem dos artigos que constam em 2 ou 3 bases diferentes, resultando em 29 artigos selecionados como amostra intermediária pela Scopus, conforme Tabela 1; 13 artigos selecionados como amostra intermediária pela WOS, conforme Tabela 2; 43 artigos selecionados como amostra intermediária pela Science Direct, conforme tabela 3. Desta forma, pode-se totalizar 85 artigos como amostra intermediária por essas 3 bases de dados.

TABELA 1

EVOLUÇÃO DA AMOSTRA POR MEIO DE FILTROS DA SCOPUS

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	Title: igual a "Expected Shortfall" e; Title-Abs-Key: igual a "Risk Management"	51
(=)	Amostra inicial	51
(-)	Language: diferente de "English"	1
(-)	Document Type: diferente de "articles"	7
(-)	Subject Area: diferente de "Economics, Econometrics and Finance", "Business, Management and Accounting", "Decision Sciences" ou "Social Sciences"	5
(-)	Keyword: diferente de "Expected Shortfall", "Risk Management", "Backtesting", "Risk Assessment", "Risk Measures"	9
(=)	**Amostra intermediária**	**29**

TABELA 2

EVOLUÇÃO DA AMOSTRA POR MEIO DE FILTROS DA WOS

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	Título: igual a "Expected Shortfall" e; Tópico: igual a "Risk Management"	50
(=)	**Amostra inicial**	**50**
(-)	Tipo de documento: diferente de "ARTICLES"	8
(-)	Área de pesquisa: diferente de "BUSINESS ECONOMICS", "MATHEMATICAL METHODS IN SOCIAL SCIENCES" ou "OPERATIONS RESEARCH MANAGEMENT SCIENCE"	5
(-)	Número de artigos já presentes no Scopus que se repetem na WOS	24
(=)	**Amostra intermediária**	**13**

TABELA 3

EVOLUÇÃO DA AMOSTRA POR MEIO DE FILTROS DA SCIENCE DIRECT

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	Title, Abstract, Keywords: igual a "Expected Shortfall" e igual a "Risk Management"	60
(=)	**Amostra inicial**	**60**
(-)	Article Type: diferente de "Research Articles"	2
(-)	Subject Area: diferente de "Economics, Econometrics and Finance", "Decision Sciences", "Business, Management and Accounting ", "Social Sciences"	5
(-)	Número de artigos já presentes na WOS e no Scopus que se repetem no Science Direct	10
(=)	**Amostra intermediária**	**43**

TABELA 4

TOTAL DAS AMOSTRAS INTERMEDIÁRIAS

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	Scopus	29
(+)	WOS	13
(+)	Science Direct	43
(=)	**Total de artigos na amostra intermediária**	**85**

Etapa 3 - Exclusão de artigos não relacionados. Após a leitura inicial do resumo, introdução e conclusão dos artigos - para verificar se eles estão de acordo com o tema definido - foram excluídos 65 dos 85 artigos da amostra intermediária. Os principais motivos para sua exclusão foram: a) 23 artigos sobre medidas de risco; b) 9 artigos sobre volatilidade; c) 7 artigos sobre estudos de caso; d) 6 artigos sobre regressão; e) 6 artigos sobre análises de estudos de caso; f) 4 artigos tratando sobre criptomoedas; g) 3 artigos sobre *hedge*; h) 3 artigos sobre estimativas de erro e; i) 6 artigos sobre outros temas não relacionados anteriormente. Assim, a amostra final foi composta por 20 artigos.

Etapa 4 - Criação de banco de dados e coleta de artigos. Os 20 artigos da amostra final foram obtidos por meio das seguintes bases de pesquisa acadêmica: Scopus, Web of Science (WoS), e Science Direct. A partir de sua análise, foram coletadas as seguintes informações para a captura dos dados gerais do artigo: título, nome do autor, instituição afiliada e país de origem dos autores/pesquisadores, nome do periódico, volume e número da edição, página inicial e final, ano da publicação, país de origem dos dados e número de anos de dados da amostra, palavras-chave, Identificador Digital de Objetos (DOI), Journal of Economic Literature (JEL) e número de citações de artigos na base de dados Scopus, WoS e Science Direct.

Etapa 5 – Análise bibliométrica. Por meio do *software* VOSviewer, foram analisados dados objetivos dos artigos – países, autores, palavras-chave, instituições etc - para elaboração e análise de tabelas e mapas de relacionamento/cocitação. As análises realizadas por ambas ferramentas foram complementadas pela verificação das principais leis da bibliometria, sendo: a) Lei de Zipf (1949) – categorização e estimação da frequência das palavras-chave com o auxílio do *software* Rank Words para cálculo do ponto T de Goffman - ponto de transição de palavras de baixa para as de alta

frequência, região que teoricamente concentra palavras com alta carga semântica, b) Lei de Bradford (1934) – verificação dos periódicos que produzem muitos artigos, em contra partida aqueles que produzem poucos sobre um determinado tema e c) Lei de Lotka (1926) – identificação dos pesquisadores que possuem maior frequência de produção em determinada área de conhecimento.

Etapa 6 - Leitura e codificação dos artigos. Identificação dos objetivos, amostra, métodos e contribuições dos artigos. Além disso, eles foram classificados e codificados em categorias e subcategorias estruturadas de acordo com a Tabela 2. Cada uma das 12 categorias possuiram subcategorias não exclusivas. Isso significa que o mesmo artigo pôde ser classificado em mais de uma subcategoria. Assim, a soma da contagem de frequências das subcategorias - para cada categoria – é que totaliza 100%. No processo de codificação, para cada categoria foram atribuídas até 3 subcategorias por artigo.

Referente a etapa 4, as exclusões dos artigos são descritas a seguir:

- O artigo de Deng e Quiu (2021), de Marinelli, D'addona e Rachev (2007), Xu, Chen, Jiang e Yu (2020),Righi e Ceretta (2015), Bordigon, Bunn, Lisi e Nan (2013), Kerkhof e Melenbeg (2002), Righi, Yang e Ceretta (2014), Almudhaf (2020), Patton, Ziegel e Chen (2019) foram excluídos por tratar de técnicas de regressão de ES;

- Chemkha *et al*. (2020) e Caporale e Zekokh (2018), Trucíos, Tiwari e Alqahtani (2019), Maciel (2020) ao tratarem de criptomoedas em seus artigos, foram excluídos da amostra final;

- Elliott e Miao (2009), Weiss (2011), Dhara, Das e Natarajan (2020), Lourme e Maurer (2017), Ardia, Bluteau, Boudt, e Catania (2018), Francq e Zakoan (2020), Taizhong, Ouxiang (2020), Ameur e Prigent (2014), Zhang, Wei, *et al* (2014) ao tratar da volatilidade, foram excluídos da amostra final;

- Masayasu (2020), Wang e Zhao (2016), Kato (2012), So e Wong (2010), Hai, Barry e Jeremy (2010), Wu (2018), Ebnther e Paolo (2005), Suh (2014), Barrieu e Scandolo (2015), Ameur e Prigent (2018), Pesenti, Millossivich e Tsanakas (2019), Kim (2010), Fontanari, Cirillo e Oosterlee (2018), Csóka, Herings e Kóczy (2006), Colletaz, Hurlin e Prignon (2013),Tolikas (2014), Chen, Härdle e Spokoiny (2010), Bee, Dupuis e Lucatrapin (2016), Cerrato, Crosby, Kim e Zhao (2017), Yueh e Wong (2010),

Wagalath e Zubelli (2018), Krehbiel e Adkins (2008), Armstrong e Brigo (2019), Diamandis *et al.* (2011) tiveram o seu artigo excluído da amostra final por tratar de medidas de risco;

- Iglesias (2015), Budorf e Van Vuuren (2018), Walther (2017), Davidovic (2021), Raboredo e Ugando (2015), ao tratarem de estudo de caso, tiveram seus artigos excluídos da amostra final;

- Lönnbark (2013) , So e Wong (2010), Lönnbark (2016) e Del Brio, Mora-Valencia e Perote (2018) tiveram seus artigos excluídos da amostra final por tratar de estimativas de erro;

- Liu, Vedenov e Power (2017), Salgueiro (2019), Bajo, Barbi e Romagnoli (2014) ao tratarem de hedge nos seus artigos, tiveram o seu artigo excluído da amostra final;

- Wilkens (2019), Moussa, Kamdem e Terraza (2014), Harmantzis, Miao e Chien (2005), Taamouti (2009) ao abordarem performance, foram excluídos da amostra final;

- Youssef, Belkacem e Mokni (2015), Mizgier, Stephan e Matthias (2015), Melecka (2020) e Farvacque *et al.* (2021) foram excluídos da amostra final por outros motivos não descritos anteriormente.

Referente à etapa 4, os 20 artigos selecionados para a amostra final estão descritos a seguir:

- Sensitivity analysis of VaR and Expected Shortfall for portfolios under netting agreements (FERMANIAN e SCAILLET, 2004)

- Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective (YAMAI e YOSHIBA, 2004)

- Multinomial VaR backtests: A simple implicit approach to backtesting expected shortfall (KRATZ, LOK e MCNEIL, 2018)

- Expected Shortfall spectral risk measures and the aggravating effect of background risk or: risk vulnerability and the problem of subadditivity (BRANDTNER, 2018)

- Mean-variance versus mean-expected shortfall models: An application to wheat variety selection (SUKCHAROEN e LEATHAM, 2016)

- Nonparametric estimation of expected shortfall (CHEN, 2008)

- A Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall (MEHLITZ e AUER, 2020)

- Value-at-risk and expected shortfall using the unbiased extreme value volatility estimator (KUMAR D., 2016)

- Nonparametric estimation and sensitivity analysis of expected shortfall (SCAILLET, 2004)

- Backtesting expected shortfall: Accounting for tail risk (DU e ESCANCIANO, 2015)

- On exactitude in financial regulation: Value-at-risk expected shortfall and expectiles (CHEN, 2018)

- Managing meteorological risk through expected shortfall (STEFANI S., 2020)

- Unexpected shortfalls of Expected Shortfall: Extreme default profiles and regulatory arbitrage (KOCH-MEDINA e MUNARI, 2015)

- Asymptotic equivalence of conservative value-at-risk- and expected shortfall-based capital charges (RUESCHENDORF, 2014)

- Accurate Evaluation of Expected Shortfall for Linear Portfolios with Elliptically Distributed Risk Factors (DOBREV e NESMITH, 2016)

- Static hedging of multivariate derivatives by simulation (PELLIZZARI, 2005)

- Tail risk measures and risk allocation for the class of multivariate normal mean–variance mixture distributions (KIM e KIM, 2019)

- More accurate measurement for enhanced controls: VaR vs ES? (DOMINIQUE GUEGAN, 2017)

- Intraday risk management in International stock markets: A conditional EVT approach (MADHUSUDAN KARMAKAR, 2015)

- A non-Gaussian approach to risk measures (BORMETTIA, CISANA, *et al.*, 2006)

FIGURA 1

MATRIZ DE (SUB) CATEGORIZAÇÃO

Categorias	**Subcategorias**	**Definição**
1.Tema principal/foco do estudo	A – VaR X ES	O ES veio a substituir o VaR como principal ferramenta de risco pelo comitê de Basiléia III, sendo que, na verdade, ele complementa o VaR na análise de risco
	B – Gestão de Riscos	Gestão de Riscos é a probabilidade de um imprevisto ocorrer e afetar a operação em si. O risco por si só faz parte da operação e ele pode ser mitigado ou transferido.
	C – Medidas de Riscos	Para avaliar o impacto dos riscos, eles devem ser devidamente mensurados. Para esta tarefa, foram desenvolvidos indicadores que são capazes de atribuir os valores que impactam no risco.
	D - *Hedge*	*Hedge* é uma estratégia de proteção para os riscos da operação financeira. Ela pode usar estratégias, principalmente, com derivativos. Pode-se também utilizar-se de estratégias com outros ativos de correlação negativa, com estratégias de diversificação de investimentos, entre outros.
	F – Outros	Demais temas não relacionados às subcategorias 1A a 1D
2. Teorias relacionadas ao objetivo do estudo	A - Probabilidade	A teoria de probabilidade consiste em utilizar a intuição humana para estudar os fenômenos do nosso cotidiano de trabalho. É o ramo da matemática que estuda experimentos ou fenômenos aleatórios e, através dela, é possível analisar as chances de um determinado evento ocorrer.
	B – Valor Extremo	Teoria do valor extremo é um ramo da estatística que lida diretamente com eventos raros, extremos. Sua estatística é aplicada na estimação de eventos climáticos, cálculo de seguros e eventos pouco comuns no mercado financeiro.
	C - Portfólio	Trata da diversificação de ativos e mostra porque diversificar é fundamental para minimizar riscos.
	D - Outros	Demais teorias não relacionadas às subcategorias de 2A a 2C
3. Métodos de pesquisa	A - Aplicação de questionários	Dados obtidos de respostas de questionários
	B - Modelos econométricos	Uso de equações de regressão econométrica

	C – Estudo de caso	Estratégia de pesquisa empírica empregada para a investigação de um fenômeno recente e que possibilita a explicação de ligações causais de situações singulares
	D - Outros	Demais métodos não relacionados às subcategorias 3A a 3C
4. Método utilizado	A - Teórico ou conceitual	Não utiliza cálculos como evidência empírica, utiliza apenas conhecimento teórico.
	B - Estudo de casos	Estudo de casos analisa dados de apenas um tipo de evento específico
	C - Quantitativo com dados em corte transversal	Dados transversais analisam os fatos ocorridos em dado ponto do tempo.
	D - Quantitativo com dados de séries temporais	Dados de séries temporais analisam os dados ocorridos, considerando diferentes instantes do tempo.
	E - Quantitativo com dados em painel	A regressão com dados em painel analisa diversos dados da pesquisa, considerando dois ou mais períodos.
	F - Simulação com métodos computacionais	Modelos desenvolvidos por meio de programas de computador.
	G - Outros	Demais metodologias de avaliação de empresas não relacionadas com as subcategorias 4A a 4F
5. Estatística Paramétrica	A – Método não-paramétrico	Considera um número finito de parâmetros e considera uma distribuição indeterminada. Desta forma, o pressuposto da normalidade é eliminado.
	B – Método paramétrico	Considera uma distribuição normal dos eventos e das probabilidades de resultados, seguindo a distribuição de Gauss.
6. Medidas de Risco	A – *Value at Risk*	O *Value at Risk* (VaR) é a medida de risco que resume a perda máxima que uma operação financeira pode gerar, dado um índice de confiança e um horizonte de tempo.
	B – *Expected Shortfall*	O *Expected Shortfall* (ES) veio a complementar o VaR quando a perda sofrida na operação financeira ultrapasse os limites do VaR, sendo o ES a média dos retornos que atingiram a margem de erro do VaR.
7. Métodos Estatísticos	A – Regressão Simples	Estuda a relação entre uma única variável explicativa e uma variável dependente quantitativa.
	B – Regressão Múltipla	Estuda a relação entre mais de uma variável explicativa e uma variável dependente quantitativa.

	C - Outros	Demais métodos não relacionados às subcategorias 7A a 7C
8. Origem dos dados	A - País desenvolvido	País com renda *per capita* anual a partir de US$ 12.376 (World Bank, 2019)
	B - País não desenvolvido/emergente	País com renda *per capita* anual: Baixa - menos de US$ 1.025; média baixa - entre US$ 1.026 e US$ 3.995; e Média alta - entre US$ 3.996 e US$ 12.375 (World Bank, 2019)
	C - Ambos	Inclui todos os países, desenvolvidos e não desenvolvidos
9. Período de análise	A - Até 5 anos	Dados entre 0 e 5 anos.
	B - De 6 a 10 anos	Dados entre 6 e 10 anos
	C - Mais de 10 anos	Acima de 10 anos
	D - Não se aplica / não informado	Estudos que não informam o período de análise
10. Resultados	A - Novas perspectivas	Apresentação de uma nova teoria, variável/*proxy* ou método de análise do ES
	B – Novas conclusões	Apresentação de novas conclusões – ajustes nos modelos tradicionais de análises, metodologias de Gestão de Riscos, qualidade das informações geradas, importância dos impactos resultantes, etc.
	C - Conclusões semelhantes a trabalhos anteriormente apresentados	Estudos que não apresentam novas perspectivas, nem novas conclusões
11. Conclusões sobre objetivos dos estudos	A – Confirmação do objetivo principal	Estudo confirma o objetivo principal proposto pelo autor
	B – Não confirmação do objetivo principal	Estudo não confirma o objetivo principal proposto pelo autor
	C – Resultado não conclusivo em relação ao objetivo principal	Estudo apresenta resultado não conclusivo sobre o objetivo principal proposto pelo autor
	D - Não se aplica	Demais conclusões não relacionadas às subcategorias 11A a 11C
12. Avenidas para estudos futuros	A– Efetividade do ES em comparação ao VaR	O ES foi proposto ao verificar-se falhas no VaR pelo comitê de Basileia III, na busca de maior efetividade
	B – Novas medidas de risco baseadas no ES	O ES é das medidas de risco mais populares, dada a sua utilização pelo mercado, mas com base nela, pode-se desenvolver novas medidas de risco
	C – Regressões do ES em diferentes mercados	O ES pode ser aplicado em diversos ramos do mercado e, portanto, pode levar a diversos estudos para identificar as suas melhores aplicabilidades
	D – Políticas públicas	O ES é uma medida de risco que pode ser

		adotada em diversos países, com diferentes níveis de estrutura financeira. Por conta disso, ele deve ser adaptado da melhor forma de acordo com a realidade do país em que for adotado
	E – Outras aplicações do ES / ou não comentadas pelo autor	Adoção de aplicações do ES como ferramenta de gestão de risco não citadas anteriormente.

Etapa 7 – Revisão sistemática. Após a codificação da matriz de (sub) categorização do Quadro 1 - para amostra final - foi realizada uma contagem de frequência das subcategorias de forma a possibilitar a identificação de lacunas de conhecimento. Referidas lacunas foram então comparadas com as subcategorias da categoria 12 - avenidas para estudos futuros, a fim de obter aspectos passíveis de novos estudos sobre o tema.

2.4. Análise de resultados

O item 2.4.1 apresentou os resultados da análise bibliométrica, mencionada na Etapa 5 da Metodologia. Por sua vez, no item 5.2 estão os resultados da revisão sistemática, cujos passos estão descritos das Etapas 6 e 7 do item 3 deste estudo.

2.4.1. Análise bibliométrica

A amostra final foi composta por 20 artigos, distribuídos entre os anos de 2011 a 2023. Para chegar a esse total, foram obtidos a partir da base da Scopus, 29 artigos – vide Figura 1; da base da WoS, 37 artigos – vide Figura 2; e da base da Science Direct, 53 artigos – vide Figura 3. Desta forma, foi possível fazer cruzamentos dessas diferentes bases na busca de artigos que constavam em 2 ou mais dessas bases, totalizando 85 artigos. Após leitura dos resumos e conclusões destes artigos, foram eliminados da amostra 65 artigos, resultando, desta forma, um total de 20 artigos para a amostra final para este trabalho. Desta forma, eliminado o ano corrente, obtivemos uma média de 3,59 artigos escritos, por ano, para fins de pesquisa deste tema.

FIGURA 2

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS- SCOPUS

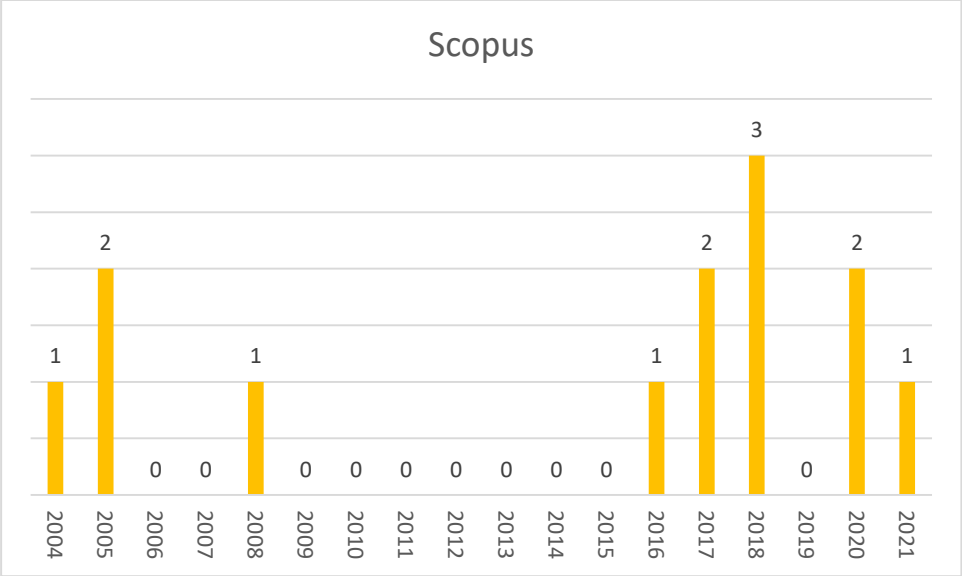


FIGURA 3

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS - WOS

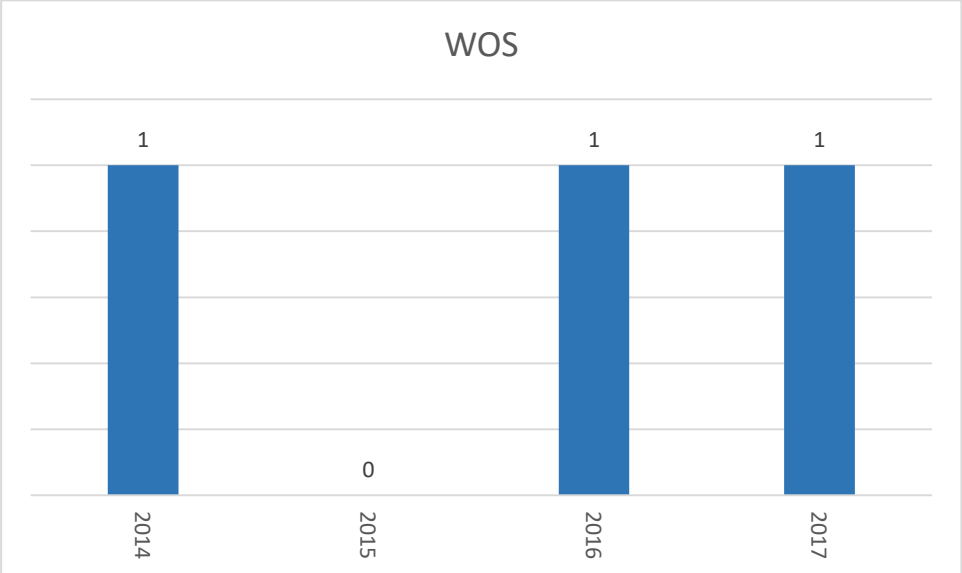


FIGURA 4

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS – SCIENCE DIRECT

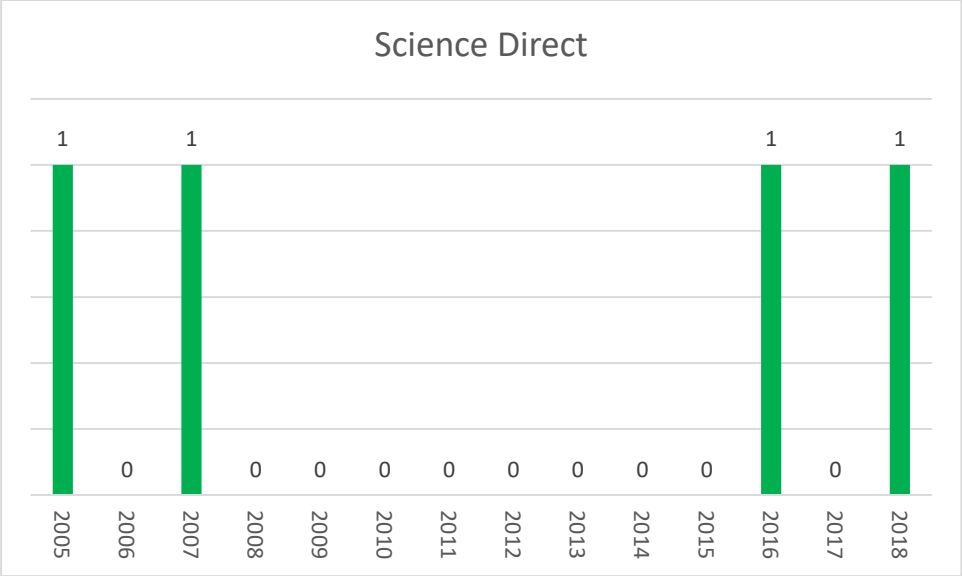
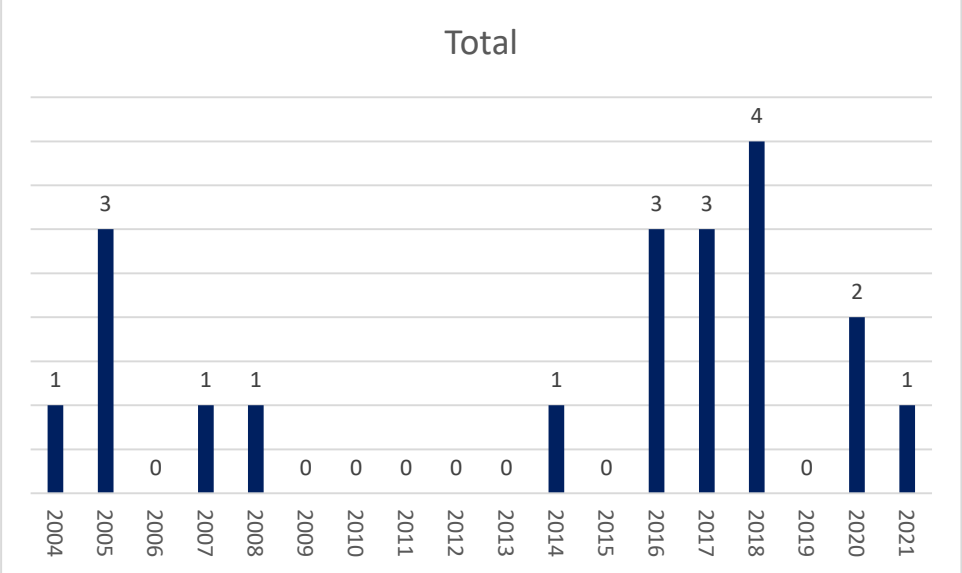


FIGURA 5

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS - TOTAL



A Tabela 5 apresentou a frequência das 10 principais palavras-chave do estudo, merecem pequeno destaque as palavras "*management*"(10,50%) e "*distribution*"(10,50%). Tais palavras também podem observadas na Figura 5.

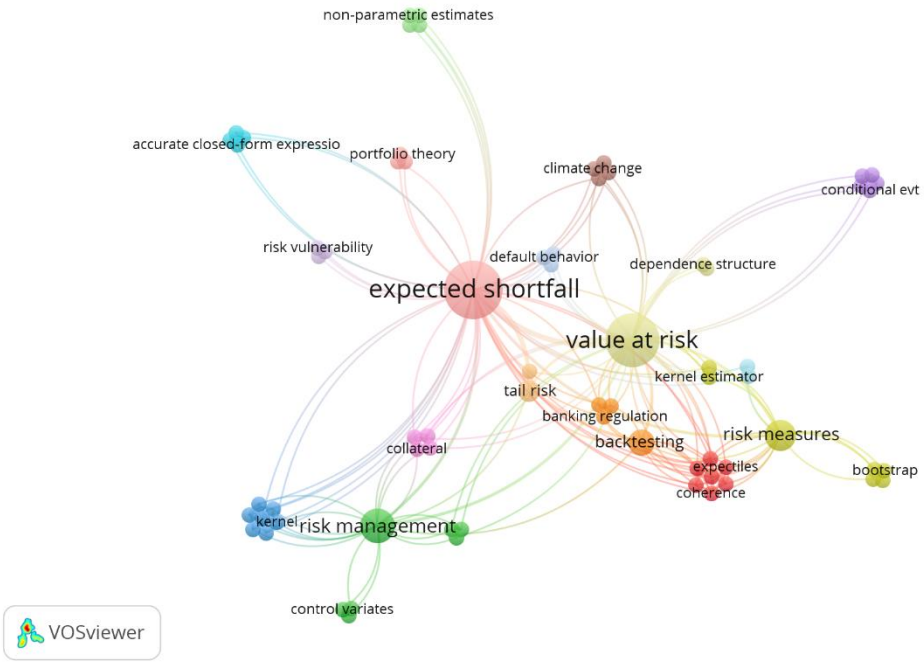
TABELA 5

PALAVRAS-CHAVE

Palavras Chave	Quantidade	Frequência
management	21	10.50%
distribution	21	10.50%
expected	20	10.00%
risk	20	10.00%
value	20	10.00%
financial	20	10.00%
distributions	20	10.00%
portfolio	20	10.00%
shortfall	19	9.50%
measures	19	9.50%
Total	**200**	**100.00%**

FIGURA 6

MAPA DE COOCORRÊNCIAS DAS PALAVRAS-CHAVE



Fonte: VOSviewer
Observação: O tamanho dos nós representa a relevância dos termos nos artigos. Já a espessura das linhas significa a força de ligação entre ele. Por fim, as cores indicam o número de grupos.

Por sua vez, a Figura 5 apresentou o mapa de coocorrências das palavras-chave mais utilizadas nos artigos. Destacaram-se as palavras "*value at risk*", "*expected shortfall*" e "*risk management*".

No que se trata das palavras-chave, a Lei de Zipf (1949) diz que há uma otimização no seu uso. Assim, elas não se dispersam. Ao contrário, há uma tendência de uso mínimo das palavras-chave, possuindo alta frequência de ocorrência. A primeira lei de Zipf afirma que série (r) de uma palavra é o produto da ordem pela sua frequência de ocorrência (f) é aproximadamente constante (C), resultando na Equação 1:

$$r \times f = C \quad (1)$$

Para palavras com baixa frequência, Zipf (1949) propôs uma segunda lei, sendo revisada e modificada por Booth (1967). Segundo o autor, em um determinado texto, várias palavras com baixa frequência de ocorrência têm a mesma assiduidade – vide Equação 2:

$$I_n = 2I_1 / n(n+1) \quad (2)$$

Em que:

I_1 = número de palavras que têm frequência 1

I_n = número de palavras que têm frequência n

n = ponto de Goffman ou local de transição das palavras de baixa para as de alta frequência

As leis de Zipf (1949) definem as extremidades de uma lista de distribuição de palavras. Entre esses pontos extremos, há uma região de transição das palavras de alta para as de baixa frequência. Segundo Goffman (1971), nessa região estão as palavras de maior conteúdo semântico, sendo as mais adequadas para a indexação temática de um dado texto. Pao (1978) apresenta a fórmula do ponto T ou de transição de Goffman – vide Equação 3.

$$T = \left(-1+\sqrt{1+8I_1}\right) / 2 \quad (3)$$

Em que:

T = ponto de transição de Goffman

I_1 = número de palavras que têm frequência 1

A identificação do ponto T de Goffman ocorre mediante ordenamento decrescente das palavras-chaves pelo *software* Rank Words. Na sequência, são identificadas aquelas que se repetem apenas uma única vez para cálculo do ponto T de Goffman. Depois, são localizadas aquelas palavras acima da classificação indicada por esse ponto. A Tabela 6 indicou que, para os 20 artigos da amostra final, esse ponto variou entre 33,09 (PUCETTI e RÜSHENDORF, 2014) e 61,66 (SCAILLET, 2004), sendo que sua média foi de 42,93.

TABELA 6

T DE GOFFMAN

Referência	**T de Goffman**
Scaillet, 2004	61,66
MADHUSUDAN & SAMIT, 2016	50,51
Chen J.M., 2018	48,47
KIM & KIM, 2019	47,83
Sukcharoen & Leatham	46,15
Brandtner 2018	45,57
Du Z. & Escanciano ,2017	45,42
PELLIZZARI, 2005	42,82
Kratz, Lok & McNeil	41,86
Mehlitz, Auer ,2020	41,76
Kumar & Maheswaran ,2017	43,18
Yamai & Yoshiba, 2005	40,98
Stefani *et al.* 2020	40,52
Fermanian & Scaillet, 2005	39,3
Koch-Medina & Munari, 2016	38,8
BORMETTI *et al.*, 2007	38,77
Dobrev, Nesmith & Oh, 2017	38,1
Chen, 2008	37,74
GUEGAN & BERTRAND, 2018	37,45
Puccetti & Rueschendorf, 2014	33,09
Média	42,93

Fonte: Rank Words

Na sequência, se fez uma análise da região na qual estão as palavras mais aderentes ao tema principal do texto. Para tanto, foram excluídas aquelas que não eram relevantes ao estudo – ex: preposições, artigos (in) definidos, pronomes, advérbios e numerais. Depois, classifica-se as palavras que possuem maior frequência, conforme Tabela 7. No artigo de Brandtner (2018), a palavra *risk* possuiu a maior frequência, se repetindo 320 vezes num texto com 21.873 palavras. Entretanto, no total das 3.316

palavras de maior frequência, ela representou 25,42%, se destacando em 3 dos 20 artigos da amostra final.

TABELA 7

CLASSIFICAÇÃO DE PALAVRAS - LEI DE ZIPF

Referências	**Palavra-chave**	**Quantidade**	**Frequência %**
Brandtner, 2018	*risk*	*320*	16,28%
Sukcharoen & Leatham	*wheat*	*151*	7,68%
Kumar & Maheswaran ,2017	*model*	*143*	7,27%
Kratz, Lok & McNeil	*test*	*142*	7,22%
Koch-Medina & Munari, 2016	*ES*	*123*	6,26%
Stefani *et al.* 2020	*VaR*	*113*	5,75%
Mehlitz, Auer ,2020	*estimators*	*104*	5,29%
PELLIZZARI, 2005	*hedging*	*103*	5,24%
GUEGAN & BERTRAND, 2018	*distribution*	*103*	5,24%
MADHUSUDAN & SAMIT, 2016	*VaR*	*88*	4,48%
Chen J.M., 2018	*ES*	*73*	3,71%
Du Z. & Escanciano ,2017	*ES*	*69*	3,51%
Scaillet, 2004	expected	60	3,05%
Chen, 2008	*kernel*	*60*	3,05%
Puccetti & Rueschendorf, 2014	*VaR*	*60*	3,05%
Yamai & Yoshiba, 2005	*VaR*	*58*	2,95%
Fermanian & Scaillet, 2005	*Risk*	*57*	2,90%
KIM & KIM, 2019	*CTE*	*54*	2,75%
BORMETTI *et al.*, 2007	*risk*	*54*	2,75%
Dobrev, Nesmith & Oh, 2017	*ES*	*31*	1,58%
Total		**1.966**	**100,00%**

Fonte: Rank Words

Com relação à autoria dos artigos, foram identificados 41 autores. Destes, 5 publicaram individualmente e 36 foram coautores. A Figura 7 demonstrou o *ranking* por ordem decrescente dos 8 países das instituições às quais os autores estão associados. Dos 41 autores, 5 (25%) foram associados a instituições localizadas nos Estados Unidos, 4 (20%) na Itália, 2 (10%) na França, 2 (10%) na Alemanha, 2 (10%) na Índia, 2 (10%) na Suíça, 1 (5%) no Japão, 1 (5%) na Coreia do Sul e 1 (5%) na França e Reino Unido. Segundo o *software* RStudio, dos 20 artigos, 15 (75%) foram classificados como *single country publications* (SCP) – periódicos escritos e publicados por autores de um mesmo país - e 5 (25%) foram *multiple country publications* (MCP) – periódicos escritos e publicados por autores em

diferentes países.

Por sua vez, a Figura 8, indicou que 142 (28,57%) citações são de artigos elaborados por autores associados a instituições localizadas no Japão, 126 (25,35%) citações foram de artigos elaborados por autores associados a instituições localizadas nos Estados Unidos e 117 (23,54%) citações foram de artigos elaborados por autores associados a instituições localizadas na Suíça. As demais citações foram de autores que estão vinculados às instituições dos seguintes países: Itália, com 42 (8,45%); França, com 34 (6,84%); França em conjunto com Reino Unido, com 18 (3,62%), Índia, com 8 (1,61%), Alemanha, com 7 (1,41%) e Coréia do Sul, com 3 (0,60).

FIGURA 7

FREQUÊNCIA DOS ARTIGOS DOS PAÍSES DAS INSTITUIÇÕES ÀS QUAIS OS AUTORES ESTÃO ASSOCIADOS

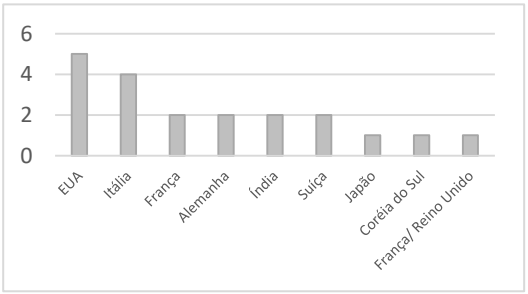
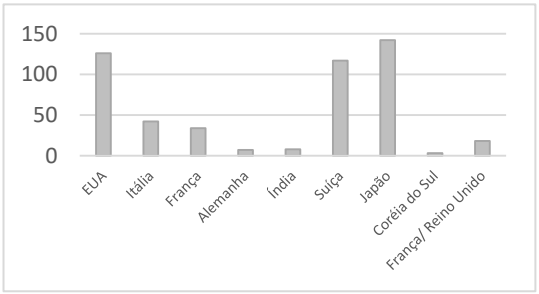


FIGURA 8

FREQUÊNCIA DAS CITAÇÕES DOS ARTIGOS DOS PAÍSES DAS INSTITUIÇÕES ÀS QUAIS OS AUTORES ESTÃO ASSOCIADOS



Já a Tabela 8 indicou os periódicos em que os 20 artigos da amostra final foram publicados por meio da aplicação da Lei de Bradford (1934). A lei afirma que há poucos periódicos que produzem muitos artigos e muitos periódicos que produzem poucos artigos sobre um determinado tema. Para Brookes (1969), a referida lei estima o grau de relevância de determinados periódicos acadêmicos que atuam em áreas de conhecimento específica. Assim, caso os periódicos sejam classificados por ordem decrescente de produtividade, eles podem ser distribuídos em zonas que possuem uma variação na proporção 1: n: n^2 e assim por diante.

Referidas zonas são formadas ao dividir o total de artigos publicados por dois. A zona A identifica-se como o *core* dos assuntos, sendo constituída pelos periódicos com mais de uma referência, destacando-se o *Journal of Banking & Finance* e *Risks*. Já a zona B apresenta os periódicos com apenas uma única publicação.

TABELA 8

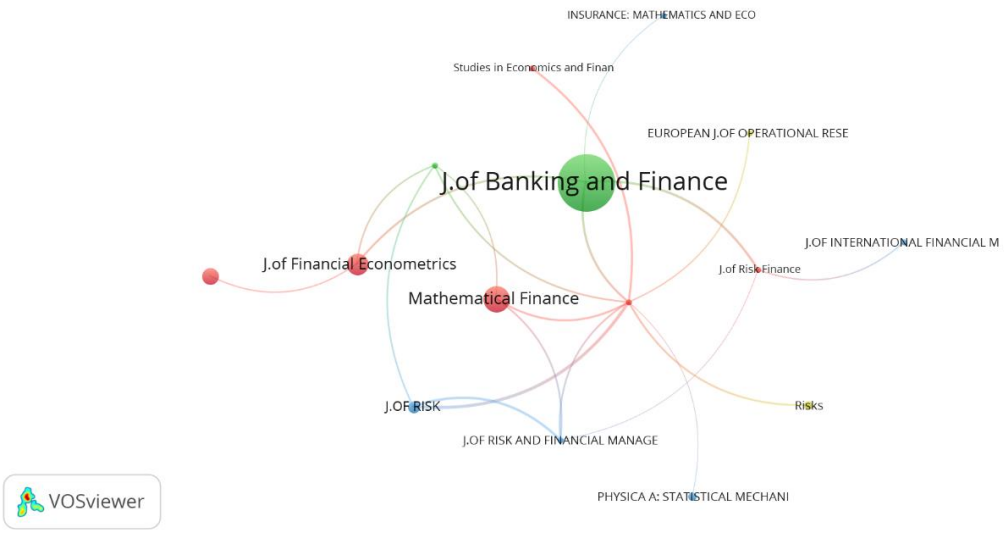
LEI DE BRADFORD SOBRE OS PERIÓDICOS

Zona	Referências	Quantidade de Individual	Quantidade Acumulada	Percentual de Acumulação
Zona A	J.of Banking & Finance	5	5	25.00%
	Risks	2	7	35.00%
Zona B	J.of Agricultural and Applied Economics	1	8	40.00%
	J.of Financial Econometrics	1	9	45.00%
	J.of Risk Finance	1	10	50.00%
	Studies in Economics and Finance	1	11	55.00%
	Mathematical Finance	1	12	60.00%
	Management Science	1	13	65.00%
	J.of Risk	1	14	70.00%
	J.of risk and Financial Management	1	15	75.00%
	European J.of Operational Research	1	16	80.00%
	Insurance: Mathematics and Economics	1	17	85.00%
	J.of International Financial Markets, Institutions and Money	1	18	90.00%
	International Reviiew of Financial Analysis	1	19	95.00%
	Physica A: Statistical Mechanics and its Applications	1	20	100.00%

A Figura 8 apresentou a rede de cocitação entre os periódicos da amostra final de 20 artigos. Os mais citados foram o *Journal of Banking & Finance*, *Mathematical Finance* e *Journal of Financial Econometrics*. Destes 3, apenas o *Journal of Banking & Finance* se destacou na Tabela 9. Tal fato denota que não necessariamente os periódicos que mais publicaram sobre um determinado tema são os mais citados, caracterizando a relevância dos artigos.

FIGURA 9

MAPA DE COCITAÇÕES ENTRE PERIÓDICOS



Observação: O tamanho dos nós representa a relevância dos termos nos artigos. Já a espessura das linhas significa a força de ligação entre ele. Por fim, as cores indicam o número de grupos.

Já a Tabela 9 apresentou os dez artigos mais citados sobre o tema de avaliação de ES. Entre eles, destacou-se o artigo do Yamai & Yoshida (2005) com 142 (30,94%) das citações e média anual de 8,88. O artigo comparou a medida de risco padrão adotada pelo mercado, o Value at Risk (VaR) e a medida adotada. O segundo e terceiro artigo mais citados foram os do Scaillet O. (2004), com 105 citações (22,88%) e média anual de 6,18 citações e Chen S.X. (2008) com 64 citações e média anual de 4,92 citações.

TABELA 9

DEZ ARTIGOS MAIS CITADOS

Referências	Quantidade de Citações	Frequência das Citações %	Média Anual das Citações
Yamai Y., Yoshiba T., 2005	142	30.94%	8,88
Scaillet O., 2004	105	22.88%	6,18
Chen S.X., 2008	64	13.94%	4,92
Du Z., Escanciano J.C., 2017	43	9.37%	10,75
Fermanian J.-D., Scaillet O., 2005	29	6.32%	1,81
Puccetti, Giovanni; Rueschendorf, Ludger, 2014	22	4.79%	3,14
Kratz M., Lok Y.H., McNeil A.J., 2018	18	3.92%	6,00
GIACOMO BORMETTI GB; ENRICA CISANA EC;GUIDO MONTAGNA GM;ORESTE NICROSINI ON, 2007	13	2.83%	0,93
Koch-Medina, Pablo; Munari, Cosimo, 2016	12	2.61%	2,40
Chen J.M., 2018	11	2.40%	3,67
Total	**459**	**100.00%**	

Por sua vez, Lotka (1926) afirmou que um pequeno número de autores produz muitos artigos e que a produção obtida por esse reduzido número de pesquisadores se iguala em quantidade ao desempenho dos demais. Essa lei é denominada de lei do quadrado inverso - vide Equação 4.

$$a_n = a_1 / n^2, n = 1, 2, 3 \ldots \quad (4)$$

Em que:

a_n = número de autores que publicaram n artigos

a_1 = número de autores que publicaram um artigo

n = número de artigos publicados por autor

Na Equação 5, Chung e Cox (1990) esclareceram que o número de autores com um único artigo publicado, conforme a Lei de Lotka, seria de:

$$a_1 = 6 / \pi^2 = 0,6079 = 60,8\% \quad (5)$$

Assim, um autor com dois artigos publicados deveria ter a frequência de 15,2% ($0,6079/2^2$). Já um autor com três artigos publicados seria de 6,8% ($0,6079/3^2$). Dos 20 artigos da amostra final, verifica-se que há um único artigo para cada autor. Tal fato impossibilita a confirmação da Lei de Lotka.

2.4.2 Revisão Sistemática

A revisão sistemática da literatura busca identificar as lacunas do conhecimento relacionadas ao tema deste estudo – as relações entre ES e gestão de riscos. Para tanto, na Etapa 6 do Item 3 – Metodologia, foi definida uma matriz de (sub) categorização – vide Quadro 1. Para cada um dos 20 artigos da amostra final, houve a identificação de até 3 subcategorias por categoria. Assim, a contagem de frequência foi feita em relação ao total das subcategorias e não sobre o total dos 20 artigos.

A Figura 10 destacou as subcategorias com maior e menor frequência – aquelas que têm potencial para serem priorizadas em pesquisas futuras. Na categoria 1, o tema que estuda a Gestão de Riscos e compara as medidas de risco VaR e ES(A - B) foi o que mais se destacou na amostra final (65%), havendo oportunidade para a análise de Mensuração de Riscos e de *Hedge* (C-D). Quanto às teorias que suportaram o estudo, a comparação do VaR e do ES ganhou o maior destaque a Teoria da Probabilidade, com 45%(A). Assim, outras teorias puderam ser investigadas – a do Valor Extremo, com 30% (B), a do Portfólio, com 20%(C), e outros, com 5% (D). Com relação à teoria dos valores extremos, Scaillet (2004) tratou a função do excesso médio como base da estrutura univariada semiparamétrica, ferramenta esta usada para avaliar o risco de uma carteira de reivindicações potenciais e para conceber tratados de resseguro.

Sobre os métodos de pesquisa, a categoria 3 indicou que 45% das subcategorias estão relacionadas a estudos de caso (C). Outras 40% se referiram a modelos econométricos (B). Apenas 10% mencionaram a aplicação de questionários (A). Stefani *et al.* (2020) afirmou que a investigação empírica mostrou que dados financeiros reais são caracterizados quase onipresente por eventos extremos e que grandes perdas ocorrem com uma frequência que uma distribuição normal é incapaz de prever.

Quanto aos métodos de avaliação, a categoria 4 avaliou que 35% dos artigos adotaram a avaliação quantitativa com dados de séries temporais (D). Já a avaliação teórica e conceitual (A) foi considerada em 20% dos estudos. A avaliação quantitativa com dados em corte transversal (C) respondeu por 15% dos métodos de avaliação aplicados na amostra de artigos. As avaliações quantitativas por dados em painel (E) responderam por 10% da amostra coletada e as avaliações por simulação com métodos computacionais (F) e as avaliações por estudo de caso (F) responderam por 5% cada da amostra coletada. Du e Escanciano (2017) utilizaram dados dos três maiores índices de ações (S&P500 Index, Deutsche German Stock Index, DAX, e Hang Seng Index, HS), após coleta dos dados diários destes mesmos índices, durante a crise financeira do Subprime, em 2008.

A estatística paramétrica foi utilizada e demonstrada na categoria 5. Nela, foi constatado que 65% dos

artigos analisados utilizaram-se do método não paramétrico (B). Desta forma, utilizaram-se do método paramétrico (A) 35% dos artigos da amostra. Chen (2008) considerou, em seu estudo, dois estimadores de ES não-paramétricos para perdas financeiras dependentes.

Por sua vez, a categoria 6 apresentou as medidas de riscos utilizadas nos artigos. Esta categoria resumiu-se em dois tipos de medidas de risco, que são o VaR(A) e o ES(B). Como a pesquisa buscou tratar do ES e as suas relações com a gestão de riscos, o VaR sempre será tratado por ser complementar ao ES. Desta forma, 55% da amostra dos artigos tratou exclusivamente do ES (B) e 45% dos artigos da amostra trataram, em conjunto, do VaR e do ES. Kumar e Maheswaran (2016) se utilizaram de um estimador de volatilidade baseada no ES não viesado para computar e predizer as posições de compra e de venda do VaR e do ES estressado.

Quanto aos métodos estatísticos, a categoria 7 indicou que 80% (A) dos artigos se utiliza de regressões múltiplas como método estatístico para as suas análises, enquanto apenas 10%(B) dos artigos se utilizaram de regressões simples. Sobre a origem dos dados (8), 65% da amostra referiu-se a trabalhos feitos com dados de países desenvolvidos e emergentes (C), 30% com, exclusivamente, dados de países desenvolvidos (B) e 5% com, exclusivamente, dados de países emergentes. Destacando-se o período de análise (9), os artigos que analisaram dados referentes a períodos de até 5 anos (A) responderam por 35% dos artigos analisados. Já artigos que não informaram o período de estudo (D) somaram 30% do total. Por outro lado, artigos que estudaram período maior de 10 anos (C) totalizaram 20% e os artigos que tratam de períodos que variam entre 6 e 10 anos (B) responderam por 15% dos artigos da amostra. O estudo de Kratz, Lok e McNeil (2018) disse que o desafio do gestor de riscos é estimar de forma precisa, através de modelos estatísticos, as perdas possíveis. E este procedimento estatístico, que comparou as perdas possíveis com os fatos realizados, tratou de regressões. Pellizzari (2005) descreveu uma maneira de hedgear um derivativo multivariado pela minimização da variância da discrepância entre os payoffs e as receitas de um portfólio estático que, apesar de simples, geralmente tem baixo desempenho dinâmico na cobertura se os custos de transação forem baixos.

A categoria 10 indicou as avenidas para estudos futuros ou lacunas do conhecimento - segundo a perspectiva dos autores dos 20 artigos da amostra final. Em 75% das subcategorias, os autores sugeriram apresentação de novas conclusões – ajustes nos modelos tradicionais de análises, metodologias de Gestão de Riscos, qualidade das informações geradas, importância dos impactos resultantes, entre outros (B). Outros 20% indicaram conclusões semelhantes a trabalhos anteriormente apresentados (C), que são estudos que não apresentaram novas perspectivas, nem novas conclusões.

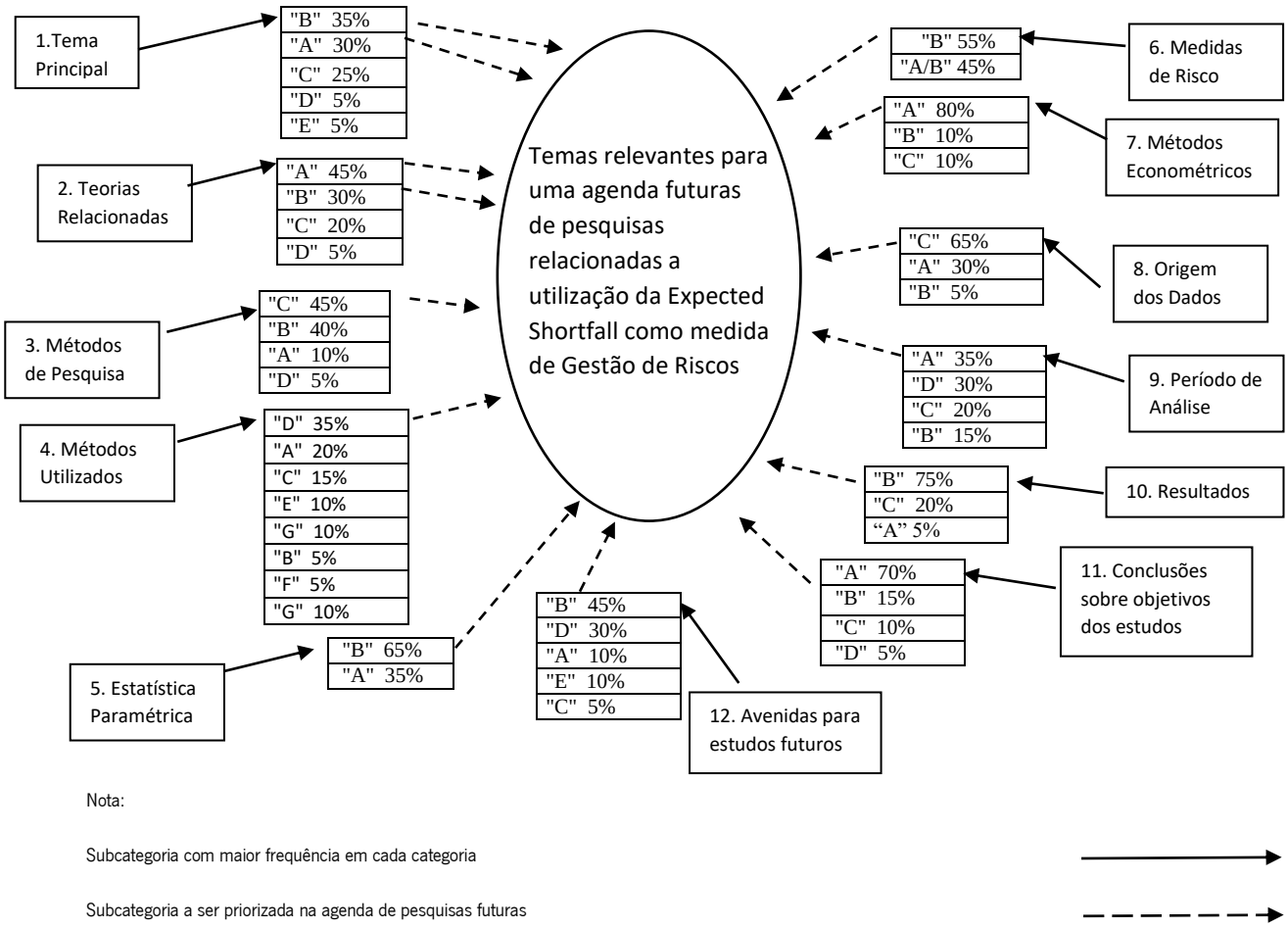
E os últimos 5% apresentaram uma nova teoria, variável/proxy ou método de análise do ES (A).

No que se refere a categoria 11, que tratou das conclusões sobre objetivos dos estudos, que em 70% das subcategorias, os autores confirmaram o objetivo principal dos seus respectivos artigos(A). Outros 10% não confirmaram o objetivo principal dos seus respectivos artigos (B). Em outros 10% da amostra de artigos selecionados, não se identificou resultados conclusivos em relação ao objetivo principal (C) e, por fim, em 10% da amostra não se aplicou este tipo de questionamento (D).

E por fim, a categoria 12, que tratou das avenidas para estudos futuros, reconheceu 45% dos artigos selecionados na amostra final fala sobre novas medidas de risco baseadas na ES (B), 30% da amostra tratou de políticas públicas (D), 10% se referiram a efetividade do ES em comparação ao VaR (A), 10% retratam outras aplicações do ES ou não comentadas pelo autor (E) e 5% sobre regressões do ES em diferentes mercados (C). Brandtner (2018) argumentou que um estudo futuro interessante a se fazer é pesquisar sob quais condições adicionais as medidas de risco convexo exibem um melhor ajuste com a intuição econômica em problemas de portfólio com risco de fundo.

FIGURA 10

ANÁLISE DE (SUB) CATEGORIAS PARA IDENTIFICAR LACUNAS DE CONHECIMENTO



2.5. Conclusão

Em instituições financeiras, uma medida de risco que não é corretamente computada e interpretada pode levar a catástrofes devido à má gestão de controle e compreensão inadequados dos riscos associados. Desta forma, é importante ter uma abordagem holística em termos de riscos, incluindo o conhecimento da distribuição apropriada, as escolhas de diferentes medidas de risco e uma abordagem espectral em termos de níveis e uma análise dinâmica.

Os testes de adequação de capital com base no VaR têm sido amplamente criticado principalmente por dois motivos: eles não dão crédito para diversificação e eles não capturam o risco de cauda. Em particular por causa do último ponto, VaR tem sido frequentemente descrito como sendo uma medida de risco para os acionistas: concentra-se na probabilidade e não no tamanho da inadimplência. Por

outro lado, ES foi apresentado como uma medida de risco que não sofre com essas deficiências e que, portanto, poderia ser visto como uma medida de risco que leva a perspectiva dos detentores de passivos. No entanto, embora ES dê crédito à diversificação, o ES captura o risco de cauda essencialmente calculando a média sobre a cauda leva a fenômenos não intencionais que são difíceis de conciliar com um dos principais objetivos regulatórios, nomeadamente a protecção dos titulares de responsabilidades.

A amostra inicial foi composta por 161 artigos que, após a adoção dos critérios de exclusão mencionados no ítem 3. Metodologia, a amostra final foi reduzida a 20 artigos, sendo obtidos das bases de dados da WoS, Scopus e Science Direct. A análise bibliométrica apresentou dados quantitativos por meio de gráficos, mapas de relacionamento e tabelas sobre as principais dimensões e leis da bibliometria, a saber: palavras-chave – lei de Zipf (1949), periódicos – Lei de Bradford (1934) e autores – lei de Lotka (1926). Tais verificações ocorreram por meio dos softwares VOSviewer e Rank Words. Por sua vez, a revisão sistemática identificou a frequência das (sub) categorias definidas para a amostra final. Sua verificação permitiu a percepção das combinações de subcategorias que são passíveis de investigações futuras.

Como resultado da análise bibliométrica, as palavras *management, distribution* e *expected* foram as de maior frequência. Já os periódicos que mais se destacaram na amostra final são: *Journal of Banking & Finance e Risks*. Quanto ao artigo mais citado, esteve o de Yamai Y. e Yoshiba T. (2005) com 142 citações, apresentando uma média anual de 8,88 citações. O autor investigou como o risco de cauda do VaR pode trazer problemas mais sérios em certos casos, casos esses em que o ES poderia substitui-lo de forma mais apropriada. Por fim, verificou-se que há um único artigo para cada autor, impossibilitando a confirmação da Lei de Lotka.

Quanto à revisão sistemática, a análise se deu via identificação da frequência das subcategorias descritas no Quadro 1, sintetizadas na Figura 6. Para as ES, o tema de gestão de riscos se destacou, considerando o fato de que esse instrumento ganhou importância desde a última reunião de Basiléia. Quanto às teorias que nortearam sua avaliação estão as de probabilidade e valor extremo. Outra preocupação referiu-se à forma de obtenção e tipos de dados para inputs nos modelos de avaliação. Por se tratar de uma medida de mensuração de risco que complementa o VaR, que é a medida de mensuração de risco adotada pelo mercado, o ES foi tratado nos artigos de forma majoritariamente através de estudos de caso e modelos econométricos. Quanto aos métodos de avaliação de utilizados, destacaram-se os métodos quantitativos com dados de séries temporais. Sobre a estatística

paramétrica utilizada nos artigos, a estatística não paramétrica foi amplamente superior à estatística paramétrica. Em relação ao método econométrico utilizado, a regressão múltipla foi amplamente superior às demais. No que se trata da origem dos dados, a maior parte dos trabalhos retrataram ambos os países emergentes como os desenvolvidos.

Quanto às limitações deste estudo, ressalta-se que os resultados obtidos se restringem aos critérios de seleção definidos no item 3. Metodologia, bem como aos artigos disponibilizados pela WoS, Scopus e Science Direct. Assim, para evolução desta pesquisa, sugeriu-se a adoção de critérios mais específicos relacionados à ES, tais como a análise de assertividade da mensuração de risco em cenários extremos, a efetividade da gestão de riscos neste novo cenário, as possibilidade de práticas de *hedge*, utilização de derivativos, etc.

O ES, dentro da realidade brasileira, é uma ferramenta de gestão de riscos apropriada para a sua aplicação no agronegócio e como ferramenta de mensuração de riscos no mercado futuro como instrumento de *hedge*. Em conjunto com o VaR, que demonstra, dado certo grau de confiança, o pior resultado possível, o ES vem a demonstrar, caso este intervalo de confiança seja extrapolado, a média dos resultados possíveis. As duas últimas crises econômicas mundiais, a do Subprime e a atual, a da pandemia, foram eventos onde os resultados ultrapassaram o intervalo de confiança do VaR, fazendo-se uso do ES.

E por fim, dado o tema descrito e a sua aplicabilidade no Brasil, alguns dos artigos levantados para esta pesquisa merecem ser destacados. O artigo *Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective* (YAMAI e YOSHIBA, 2004) traz uma perspectiva prática para o tema. Após o levantamento de dados de derivativos, foi possível calcular o ES do portfólio e montar estratégias de *hedge*. O artigo Sensitivity analysis of VaR and Expected Shortfall for portfolios under netting agreements (FERMANIAN e SCAILLET, 2004) tratou sobre o o uso de derivativos na gestão de riscos, VaR e ES. E por último, o artigo Nonparametric estimation of expected shortfall (CHEN, 2008), por tratar de estimações não paramétricas para ES.

Referências

ALMUDHAF, F. Backtesting expected shortfall: evidence from European securitized real estate. **Applied Economics Letters**, Kuwait, 2 Setembro 2020. 176-182, https://doi.org/10.1080/13504851.2017.1307928.

AMEUR, H. B.; PRIGENT, J. L. Portfolio insurance: Gap risk under conditional multiples. **European Journal of Operational Research**, Paris, 1 Julho 2014. 238-253, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.11.027.

AMEUR, H. B.; PRIGENT, J.-L. Risk management of time varying floors for dynamic portfolio insurance. **European Journal of Operational Research**, Paris, 16 Agosto 2018. 363-381, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.01.041.

ARDIA, D.; BLUTEAU, K.; KRIS BOUDT, L. C. Forecasting risk with Markov-switching GARCH models:A large-scale performance study. **International Journal of Forecasting**, Neuchâtel, 10 Agosto 2018. 733-747, https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.05.004.

ARMSTRONG, J.; BRIGO, D. Risk managing tail-risk seekers: VaR and expected shortfall vs S-shaped utility. **Journal of Banking & Finance**, Londres, Abril 2019. 122-135, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2019.01.010.

BAJO, E.; BARBI, M.; ROMAGNOLI, S. Optimal Corporate Hedging Using Options with Basis and Production Risk. **The North American Journal of Economics and Finance**, Bologna, Novembro 2014. 56-71, https://doi.org/10.1016/j.najef.2014.08.003.

BARRIEU, P.; SCANDOLO, G. Assessing Financial Model Risk. **European Journal of Operational Research**, Londres, 16 Abril 2015. 546-556, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.032.

BEE, M.; DUPUIS, D. J.; LUCATRAPIN. Realizing the extremes: Estimation of tail-risk measures from a high-frequency perspective. **Journal of Empirical Finance**, Trento, Março 2016. 86-99, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.01.006.

BOOTH, A. D. A "law" of occurrences for words of low frequency. **Information and control, 10(4)**, Abrl 1967. 386-393. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(67)90201-X.

BORDIGNON, S. *et al*. Combining day-ahead forecasts for British electricity prices. **Energy Economics**, Padua, Janeiro 2013. 88-103, https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.12.001.

BORMETTIA, G. *et al*. A non-Gaussian approach to risk measures. **Science Direct**, Pavia, 27 Outubro 2006. 532-542, https://doi.org/10.1016/j.physa.2006.10.008.

BOUDT, K.; PETERSON, B. G.; CARL, P. Hedge fund portfolio selection with modified expected shortfall. **Munich Personal RePEc Archive**, 13 Fevereiro 2008. DOI: 10.2495/CF080101.

BRADFORD, S. C. Sources of information on scientific subjects. **Engineering: An Illustrated Weekly Journal**, 1934. 85-86. https://doi.org/10.1177/016555158501000407.

BRANDTNER, M. Expected Shortfall spectral risk measures and the aggravating effect of background risk or: risk vulnerability and the problem of subadditivity. **Journal of Banking and Finance**, 14 Fevereiro 2018. 138-149, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.02.002.

BRANDTNER, M. Expected Shortfall spectral risk measures and the aggravating effect of background risk or: risk vulnerability and the problem of subadditivity. **Journal of Banking and Finance**, Jena, 14 Fevereiro 2018. 138-149, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.02.002.

BROOKES, B. C. Bradford's law and the bibliography of science. **Nature**, 222 1969. 953-956, https://doi.org/10.1038/227631a0.

BURDORF, T.; VAN VUUREN, G. An evaluation and comparison of Value at Risk and Expected Shortfall. **Investment Management and Financial Innovations**, Cape Town, Outubro 2018. 17-34, http://dx.doi.org/10.21511/imfi.15(4).2018.02.

CAPORALE, G. M.; ZEKOKH, T. MODELLING VOLATILITY OF CRYPTOCURRENCIES USING MARKOV-SWITCHING GARCH MODELS. **Research in International Business and Finance**, Londres, 27 Setembro 2018. 143-155, https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.009.

CERRATO, M. *et al*. Relation between higher order comoments and dependence structure of equity portfolio. **Journal of Empirical Finance**, Glasgow, Janeiro 2017. 101-120, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.11.007.

CHEMKHA, R. *et al*. Connectedness Between Cryptocurrencies and Foreing Exchange Markets: Implication for Risk Management. **OF MULTINATIONAL FINANCIAL MANAGEMENT**, Sfax, 16 Novembro 2020. https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2020.100666.

CHEN, J. M. On exactitude in financial regulation: Value-at-risk expected shortfall and expectiles. **Risks**, East Lansing, 1 Junho 2018. 1-28, https://doi.org/10.3390/risks6020061.

CHEN, S. X. Nonparametric estimation of expected shortfall. **Journal of Financial Econometrics**, Ames, 28 Novembro 2008. 87-107, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbm019.

CHEN, Y.; HÄRDLE, W.; SPOKOINY, V. GHICA — Risk analysis with GH distributions and independent components. **Journal of Empirical Finance**, Berlim, Março 2010. 255-269, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2009.09.005.

CHUNG, K. H.; COX, R. A. K. Patterns of productivity in the finance literature: a study of the bibliometric distributions. **Journal of Finance**, (45)1 1990. 301-309. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1990.tb05095.x.

COLLETAZ, G.; CHRISTOPHEPÉRIGNONB, C. H. The Risk Map: A new tool for validating risk models. **Journal of Banking & Finance**, Orleães, 14 Março 2013. 3843-3854, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.06.006.

CSÓKA, P.; HERINGS, P. J.-J.; KÓCZY, L. Á. Coherent measures of risk from a general equilibrium perspective. **Journal of Banking & Finance**, Maastricht, 28 Março 2006. 2517-2534, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.10.026.

DAVIDOVIC, M. From pandemic to financial contagion: High-frequency risk metrics and Bayesian volatility analysis. **Finance Research Letters**, Ilinois, 1 Janeiro 2021. https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101913.

DEL BRIO, E. B.; MORA-VALENCIA, A.; PEROTE, J. Expected shortfall assessment in commodity (L)ETF portfolios with semi-nonparametric specifications. **European Journal of Finance**, Salamanca, 17 Dezembro 2018. 1746-1764, https://doi.org/10.1080/1351847X.2018.1559213.

DENG, K.; QIU, J. Backtesting expected shortfall and beyond, Beijing, Dezembro 2021. https://doi.org/10.1080/14697688.2020.1834120.

DHARA, A.; DAS, B.; NATARAJAN, K. Worst-case expected shortfall with univariate and bivariate marginals. **INFORMS Journal on Computing**, Ann Arbor, 16 Julho 2020. 370-389, https://doi.org/10.1287/ijoc.2019.0939.

DIAMANDIS, P. F. *et al*. Value-at-risk for long and short trading positions: Evidence from developed and emerging equity markets. **International Review of Financial Analysis**, Atenas, Junho 2011. 165-176, https://doi.org/10.1016/j.irfa.2011.02.009.

DOBREV, D.; NESMITH, T. D. Accurate Evaluation of Expected Shortfall for Linear Portfolios with Elliptically Distributed Risk Factors. **Finance and Economics Discussion Series**, Washington, Agosto 2016. http://dx.doi.org/10.17016/FEDS.2016.065.

DOMINIQUE GUEGAN, B. K. H. More accurate measurement for enhanced controls: VaR vs ES? **Journal of International Financial Markets, Institutions & Money**, Paris, 15 Julho 2017. 152-165, http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2017.06.002.

DU Z., E. J. C. Backtesting expected shortfall: Accounting for tail risk. **Management Science**, Abril 2017. 940-958, https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2342.

DU, Z.; ESCANCIANO, J. C. Backtesting expected shortfall: Accounting for tail risk. **The Center for Applied Economics and Policy Research**, Chengdu, 24 Agosto 2015. 10.1287/mnsc.2015.2342.

DU, Z.; ESCANCIANO, J. C. Backtesting Expected Shortfall: Accounting for Tail Risk. **Institute for Operations Research and Management Sciences**, Chengdu, 24 Agosto 2015. 940 - 958, https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2342.

EBNÖTHER, S.; VANINI, P. Credit portfolios: What defines risk horizons and risk measurement? **Journal of Banking & Finance**, Zurique, 2 Novembro 2005. 3663-3679.

ELLIOTT, R. J.; MIAO, H. VaR and expected shortfall: a non-normal regime switching framework. **Quantitative Finance**, Calgary, 24 Agosto 2009. 747-755, https://doi.org/10.1080/14697680902849320.

FARVACQUE, M. *et al*. QUANTILE-BASED INDIVIDUAL RISK MEASURES FOR ROCKFALL-PRONE AREAS. **INTERNATIONAL OF DISASTER RISK REDUCTION**, São Martinho, 01 Fevereiro 2021. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101932.

FERMANIAN, J.-D.; SCAILLET, O. Sensitivity analysis of VaR and Expected Shortfall for portfolios under netting agreements. **Journal of Banking & Finance**, Paris, 29 Setembro 2004. 927-959, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.007.

FONTANARI, A.; CIRILLO, P.; W.OOSTERLEEBA, C. From Concentration Profiles to Concentration Maps. New tools for the study of loss distributions. **Insurance: Mathematics and Economics**, Delft, Janeiro 2018. 13-29, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2017.11.003.

FRANCQ, C.; ZAKOAN, J.-M. Testing the existence of moments for GARCH processes. **Journal of Econometrics**, Palaiseau, 22 Agosto 2020. 10.1016/j.jeconom.2020.05.009.

GOFFMAN, W. A mathematical method for analyzing the growth of a scientific discipline. **Journal of the Association for Computing Machinery, 18(2)**, Abril 1971. 173-185. https://doi.org/10.1145/321637.321640.

HAI, L.; BARRY, L. N.; JEREMY, S. A Confidence Interval Procedure for Expected Shortfall Risk Measurement via Two-Level Simulation. **Operations Research**, Shangai, 17 Agosto 2010. 1481-1490, https://doi.org/10.1287/opre.1090.0792.

HARMANTZIS, F. C.; MIAO, L.; CHIEN, Y. Empirical study of value-at-risk and expected shortfall models with heavy tails. **The Journal of Risk Finance**, Bingley, 29 Agosto 2005. 117-135, https://doi.org/10.1108/15265940610648571.

IGLESIAS, E. M. Value at Risk and expected shortfall of firms in the main European Union stock market indexes: A detailed analysis by economic sectors and geographical situation. **Economic Modelling**, La Coruna, 24 Junho 2015. 1-8, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2015.06.004.

KATO, K. Weighted Nadaraya–Watson Estimation of Conditional Expected Shortfall. **Journal of Financial Econometrics**, Hiroshima, 15 Fevereiro 2012. 265-291, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbs002.

KERKHOF, J.; MELENBERG, B. Backtesting for risk-based regulatory capital. **Journal of Banking & Finance**, Tiburg, 4 Dezembro 2002. 1845-1865, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.06.007.

KIM, J. H. T. Bias correction for estimated distortion risk measure using the bootstrap. **Insurance: Mathematics and Economics**, Ontario, Outubro 2010. 198-205, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2010.05.001.

KIM, J. H. T.; KIM, S.-Y. Tail risk measures and risk allocation for the class of multivariate. **Insurance: Mathematics and Economics**, Seul, 5 Março 2019. 145-157, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2019.02.010.

KOCH-MEDINA, P.; MUNARI, C. Unexpected shortfalls of Expected Shortfall: Extreme default profiles and regulatory arbitrage. **Journal of Banking & Finance**, Zurique, 7 Novembro 2015. 141-151, http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.11.006.

KRATZ M., L. Y. H. . M. A. J. Multinomial VaR backtests: A simple implicit approach to backtesting expected shortfall. **Journal of Banking and Finance**, 13 Janeiro 2018. 393 - 407, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.01.002.

KRATZ, M.; LOK, Y. H.; MCNEIL, A. J. Multinomial VaR backtests: A simple implicit approach to backtesting expected shortfall. **Journal of Banking and Finance**, Cergy-Pontoise, 13 Janeiro 2018. 393-407, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.01.002.

KREHBIEL, T.; ADKINS, L. C. Extreme daily changes in U.S. Dollar London inter-bank offer rates. **International Review of Economics & Finance**, Stillwater, 2008. 397-411, https://doi.org/10.1016/j.iref.2006.08.009.

KUMAR D., M. S. Value-at-risk and expected shortfall using the unbiased extreme value volatility estimator. **Studies in Economics and Finance**, 23 Maio 2016. 506-526, https://doi.org/10.1108/SEF-03-2016-0061.

KUMAR, D.; MAHESWARAN, S. Value-at-risk and expected shortfall using the unbiased extreme value volatility estimator. **Studies in Economics and Finance**, Kashipur, 23 Maio 2016. 506-526, https://doi.org/10.1108/SEF-03-2016-0061.

LAN, H.; NELSON, B. L.; STAUM, J. A Confidence Interval Procedure for Expected Shortfall Risk Measurement via Two-Level Simulation. **Operations Ressearch**, 17 Agosto 2010. 1481-1490.

LIU, P.; VEDENOV, D.; POWER, G. J. Is Hedging the Crack Spread No Longer All It's Cracked Up to Be? **Energy Economics**, College Station, 2 Fevereiro 2017. 31-40, https://doi.org/10.1016/j.eneco.2017.01.020.

LÖNNBARK, C. On the role of the estimation error in prediction of expected shortfall. **Journal of Banking & Finance**, Umeá, Março 2013. 847-853, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.10.013.

LÖNNBARK, C. Approximation methods for multiple period Value at Risk and Expected Shortfall prediction. **Quantitative Finance**, Umeá, 2 Fevereiro 2016. 947-968, https://doi.org/10.1080/14697688.2015.1117647.

LOTKA, A. J. The frequency distribution of scientific productivity. **Journal of the Washington Academy of Sciences**, 1926. 317-323, https://doi.org/10.1016/S0016-0032(26)91166-6.

LOURME, A.; MAURER, F. Testing the Gaussian and Student's t copulas in a risk management framework. **Economic Modelling**, Bordeaux, Dezembro 2017. 203-214, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2016.12.014.

MACIEL, L. Cryptocurrencies value-at-risk and expected shortfall: Do regime-switching volatility models improve forecasting? **International Journal of Finance & Economics**, São Paulo, 21 Agosto 2020. 1-16, https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ijfe.2043.

MADHUSUDAN KARMAKAR, S. P. Intraday risk management in International stock markets: A conditional. **International Review of Financial Analysis**, Lucknow, 28 Novembro 2015. 34-55, http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2015.11.008.

MALECKA, M. Extremal Risk Management: Expected Shortfall Value Verification Using the Bootstrap Method. **Journal of Computational Finance**, Lodz, 5 Fevereiro 2020. 35-59, https://ssrn.com/abstract=3531585.

MARINELLI, C.; D'ADDONA, S.; RACHEV, S. A Comparison of Some Univariate Models for Value-at-Risk and Expected Shortfall. **International of Theoretical and Applied Finance**, Bonn, 22 Janeiro 2007. 1043-1075, https://doi.org/10.1142/S0219024907004548.

MASAYASU, K. CREDIT RATING MIGRATION RISK AND INTERCONNECTEDNESS IN A CORPORATE LENDING NETWORK. **Research in International Business and Finance**, Toquio, 22 Junho 2020. 1-40, https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101282.

MEHLITZ, J. S.; AUER, B. R. A Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall. **The Journal of Risk Finance**, Cottbus, 8 Junho 2020. 355-397, https://doi.org/10.1108/JRF-07-2019-0122.

MIZGIER, K.; M.WAGNER, S.; P.JÜTTNER, M. Disentangling diversification in supply chain networks. **International Journal of Production Economics**, Zurique, 22 Janeiro 2015. 115-124, https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.01.007.

MOUSSA, M.; KAMDEM, J. S.; M.TERRAZA. Fuzzy value-at-risk and expected shortfall for portfolios with heavy-tailed returns. **Economic Modelling**, Montpellier, 1 Abril 2014. 247-256, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2014.02.036.

PAO, M. L. Automatic text analysis based on transition phenomena of word occurrences. **Journal of the American Society for Information Science, 29(3)**, Maio 1978. 121-124, https://doi.org/10.1002/asi.4630290303.

PATTON, A. J.; ZIEGEL, J. F.; CHEN, R. Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and Value-at-Risk). **Journal of Econometrics**, Durham, Agosto 2019. 388-413, https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2018.10.008.

PELLIZZARI, P. Static hedging of multivariate derivatives by simulation. **European Journal of Operational Research**, Venice, 11 Maio 2004. 507-519, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.02.014.

PELLIZZARI, P. STATIC HEDGING OF MULTIVARIATE DERIVATIVES BY SIMULATION. **EUROPEAN J.OF OPERATIONAL RESEARCH**, 16 Outubro 2005. 507-519.

PESENTI, S.; MILLOSSOVICH, P.; TSANAKAS, A. Reverse sensitivity testing: What does it take to break the model? **European Journal of Operational Research**, Londres, 16 Abril 2019. 654-670, http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.003.

PUCETTI, G.; RÜSHENDORF, L. Asymptotic equivalence of conservative VaR- and ES-based capital charges. **Journal of Risk**, Florence, Fevereiro 2014. 01-12, http://dx.doi.org/10.21314/JOR.2014.291.

REBOREDO, J. C.; UGANDO, M. Downside risks in EU carbon and fossil fuel markets. **Mathematics and Computers in Simulation**, Santiago de Compostela, Maio 2015. 17-35, https://doi.org/10.1016/j.matcom.2014.12.001.

RIGHI, M. B.; CERETTA, P. S. Forecasting Value at Risk and Expected Shortfall based on serial pair-copula constructions. **Expert Systems with Applications**, 22 Abril 2015. 6380- 6390 https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.04.023.

RIGHI, M. B.; YANG, Y.; CERETTA, P. S. Nonparametric expectile regression for conditional autoregressive expected shortfall estimation. **Contemporary Studies in Economic and Financial Analysis**, 1 Outubro 2014. 83-95, https://doi.org/10.1108/S1569-375920140000096003.

RUESCHENDORF, L. Asymptotic equivalence of conservative value-at-risk- and expected shortfall-based capital charges. **Journal of Risk**, Friburgo, Fevereiro 2014. https://doi.org/10.21314/JOR.2014.291.

SALGUEIRO, A. M. Weather index-based insurance as a meteorological risk management alternative in viticulture. **Wine Economics and Policy**, Barcelona, 7 Dezembro 2019. 114-126, https://doi.org/10.1016/j.wep.2019.07.002.

SCAILLET, O. Nonparametric estimation and sensitivity analysis of expected shortfall. **Mathematical Finance**, Janeiro 2004. 115-129, 10.1111/j.0960-1627.2004.00184.x.

SCAILLET, O. Nonparametric estimation and sensitivity analysis of expected shortfall. **Mathematical Finance**, Genebra, Janeiro 2004. 115-129, https://ssrn.com/abstract=513754.

SO, M. K. P.; WONG, C.-M. Estimation of Multiple Period of Expected Shortfall and Median Shortfall for Risk Management, 24 Setembro 2010. 739 - 754.

STEFANI S., K. G. . M. E. . K. S. Managing meteorological risk through expected shortfall. **Risks**, 10 Novembro 2020.

SUH, S. Measuring sovereign risk contagion in the Eurozone. **International Review of Economics & Finance**, Seul, 18 Setembro 2014. 45-65, https://doi.org/10.1016/j.iref.2014.09.002.

SUKCHAROEN, K.; LEATHAM, D. MEAN-VARIANCE VERSUS MEAN–EXPECTED SHORTFALL MODELS: AN APPLICATION TO WHEAT VARIETY SELECTION. **Journal of Agricultural and Applied Economics**, College Station, 4 Maio 2016. 148-172, https://doi.org/10.1017/aae.2016.8.

TAAMOUTI, A. Analytical Value-at-Risk and Expected Shortfall under regime-switching. **Finance Research Letters**, Madrid, Setembro 2009. 138-151, https://doi.org/10.1016/j.frl.2009.03.004.

TAIZHONG, H.; OUXIANG, C. On a family of coherent measures of variability. **Insurance: Mathematics and Economics**, Hefei, 12 Outubro 2020. 173-182, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2020.10.005.

TASCHE, D. Expected Shortfall and beyond. **Journal of Banking & Finance**, Janeiro 2002. 1519 - 1533.

TAYLOR, J. W. Using Exponentially Weighted Quantile Regression to Estimate Value at Risk and Expected Shortfall. **Journal of Financial Econometrics**, 16 Maio 2008. 382-406.

TOLIKAS, K. Unexpected tails in risk measurement: Some international evidence. **Journal of Banking & Finance**, Cardívio, 1 Março 2014. 476-493, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.07.022.

TRUCÍOS, C.; TIWARI, A. K.; ALQAHTANI, F. Value-at-Risk and Expected Shortfall in Cryptocurrencies' Portfolio: A Vine Copula-based Approach. **Applied Economics**, Campinas, 18 Novembro 2019. 2580-2593, https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1693023.

WAGALATH, L.; ZUBELLI, J. P. A Liquidation Risk Adjustment for Value at Risk and Expected Shortfall. **International Journal of Theoretical and Applied Finance**, Paris, Maio 2018. 1-21, https://doi.org/10.1142/S0219024918500103.

WALTHER, T. Expected shortfall in the presence of asymmetry and long memory An application to Vietnamese stock markets. **PACIFIC ACCOUNTING REVIEW**, Dresden, 3 Abril 2017. 132-151, https://doi.org/10.1108/PAR-06-2016-0063.

WANG, C.-S.; ZHAO, Z. Conditional Value-at-Risk: Semiparametric estimation and inference. **Journal of Econometrics**, State College, Novembro 2016. 86-103, https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.07.002.

WEISS, G. N. F. Are Copula-GOF-Tests of any Practical Use? Empirical Evidence for Stocks, Commodities and FX Futures. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, Dortmund, Maio 2011. 173-188, https://doi.org/10.1016/j.qref.2010.11.003.

WILKENS, S. Machine Learning in Risk Measurement: Gaussian Process Regression for Value-at-Risk and Expected Shortfall. **Journal of Risk Management in Financial Institutions**, 20 Junho 2019. 374-383, http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3246131.

WU, F. Sectoral contributions to systemic risk in the Chinese stock market. **Finance Research Letters**, Birmingham, 7 Dezembro 2018. 386-390, https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.009.

XU, Q. *et al*. Mixed data sampling expectile regression with applications to measuring financial risk. **Economic Modelling**, Hefei, 14 Julho 2020. 469-486, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.06.018.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. **Journal of Banking & Finance**, Tokyo, 25 Setembro 2004. 997-1015, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.010.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. **Journal of Banking and Finance**, Abril 2005. 997-1015, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.010.

YOUSSEF, M.; BELKACEM, L.; MOKNI, K. Value-at-Risk estimation of ennergy commodities: A long-memory GARCH-EVT Approach. **Energy Economics**, Setembro 2015. 99-110 DOI: 10.1016/j.eneco.2015.06.010.

YUEH, M.-L.; WONG, M. C. W. Analytical VaR and Expected Shortfall for Quadratic Portfolios. **The Journal of Derivatives**, Taipé, Fevereiro 2010. 33-44, https://doi.org/10.3905/jod.2010.17.3.033.

ZHANG, B. *et al*. Forecasting VaR and ES of stock index portfolio: A Vine copula method. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Chengdu, 15 Dezembro 2014. 112-124, https://doi.org/10.1016/j.physa.2014.08.043.

ZIPF, G. K. Human behavior and the principle of least effort: an introduction to human ecology. **Cambridge, Mass: Addison-Wesley Press**, 1949.

3. A relevância dos modelos não paramétricos para mensuração do Expected Shortfall

Resumo

A gestão de riscos tem se tornado cada vez mais importante dentro do cenário financeiro. Dada a sua importância, é necessário mensurar esses riscos e o mercado financeiro utiliza dois mensuradores de risco: Value at Risk (VaR) e o Expected Shortfall (ES). Eles podem ser adotados pelos métodos paramétricos, semi paramétricos e não paramétricos, cada um inicia-se em 03 de janeiro de 2000 e encerra-se em 05 de agosto de 2021. As análises feitas para a avaliação destes indicadores compreendem o período que se inicia em 05 de agosto de 2021 e encerra-se em 01 de dezembro de 2023. Os softwares utilizados para cálculos dos indicadores foram o Microsoft Excel e Stata.

3.1- Introdução

Instituições financeiras utilizam o *Value at Risk* (VaR) como um importante indicador de risco financeiro que informa, dado o nível de confiança e o intervalo de tempo, o pior resultado previsto de determinada carteira. Mas, junto com esse indicador, o VaR implica em algumas questões conceituais. Este indicador de pior perda possível só é válido dentro do intervalo de confiança onde a análise foi delimitada. Caso este intervalo de confiança fosse extrapolado, o VaR não consegue determinar a previsão da pior perda possível na carteira. E, por fim, o VaR, para ser coerente, deve ser subaditivo (YAMAI e YOSHIBA, 2004).

De acordo com Boudt, Peterson e Carl (2008), quando o retorno de uma carteira é assimétrico, o VaR pode não ser mais aceitável como uma medida de risco porque a carteira falha ao ser subaditiva. O risco da carteira como um todo pode ser maior do que os riscos do das posições somadas apesar dos efeitos de diversificação da carteira, no caso do VaR. Apesar disso, por conta do VaR não ser uma função convexa que exerça peso na carteira, a otimização da carteira de VaR médio é mais difícil de se programar. O ES, ao contrário, é uma medida de risco coerente e é uma função convexa que exerce peso na carteira. Ele também é de implementação ampla nas carteiras de retornos anormais.

O VaR e o ES são úteis na definição de referências para os requisitos de capital do comitê de Basiléia, na quantificação e regulação do risco assumido pelos participantes de mercado, assim como na alocação de capital disponível em procedimentos de gestão de riscos. O principal uso destes indicadores é garantir que o risco pelas instituições financeiras permaneça dentro dos seus parâmetros

de apetite ao risco. Essa avaliação deve acontecer em tempo hábil para que a ação corretiva necessária seja tomada, caso seja necessário (SCAILLET, 2004).

As instituições financeiras calculam o risco potencial futuro, que é muito importante atualmente. Além de seguir as normatizações da Supervisão Bancária do Comitê de Basiléia, o gerenciamento de riscos auxilia na melhor alocação de capital. Na prática, o ES fornece uma medida de risco mais razoável no contexto de magnitude de risco, que também é maior do que o valor fornecido pelo VaR. Essas medidas são utilizadas por instituições financeiras para determinar o mínimo de capital exigido para suportar qualquer evento catastrófico de mercado. Isso pode ser útil para planejar e implementar políticas de gerenciamento de riscos apropriadas contra eventos incertos (KUMAR e MAHESWARAN, 2016).

Fermanian e Scaillet (2004), ao afirmar que o gerenciamento de riscos avalia os impactos marginais das posições das medidas de risco e de capital regulatório, citam Kurth e Tasche (2003), Martin et al (2001) e Matin e Wilde (2002) para justificar que, conhecer a sensibilidade auxilia na otimização do tempo computacional gasto para processar grandes carteiras, a medida que elas precisam reprocessar as medidas de risco toda vez que a composição da carteira é ligeiramente modificada. E, além disso, a gestão de riscos possibilita decompor o risco da carteira global, componente por componente, e identificar as maiores contribuições de risco.

3.2 Hipótese de pesquisa

A hipótese de nossa pesquisa pode ser expressa na frase:

O modelo não paramétrico traz resultados mais precisos para o cálculo do ES do que os modelos paramétricos e não paramétricos.

Os testes vão ser feitos para as cotações de cambio entre Real brasileiro e Dólar americano, Dólar americano e Euro, Dólar americano e Iene japonês e Dólar americano e Yuan Chinês. Essas cotações foram escolhidas a fim de poder comparar a volatilidade do câmbio de um país emergente (Brasil) contra o dólar americano e da volatilidade do câmbio de países com maior representatividade no cenário internacional (Europa, Japão e China) contra o dólar americano. O período estipulado para o cálculo dos indicadores se inicia em 03 de janeiro de 2000 e vai até 05 de agosto de 2021. E para

analisar a efetividade dos indicadores, foram coletados os dados compreendidos entre 05 de agosto de 2021 a 01 de dezembro de 2023.

De acordo com Yamai e Yoshiba (2004), o ES traz vantagens e desvantagens. Quando a distribuição está em uma cauda gorda, os estimadores de erro do ES são muito maiores do que o VaR, ou seja, ele é muito mais custoso do que o VaR. Mas, por outro lado, o ES trabalha muito bem como complemento do VaR a fim de gerenciamento de riscos.

3.3- Regulação Financeira

A medida de risco, por si só, não considera a distribuição na qual essa medida de risco é formada ou o seu nível de confiança. Portanto, faz com que a medida de risco capture parcialmente a exposição ao risco e perca parte do risco que a instituição está sujeita. No caso da crise do *subprime*, o risco sistêmico colocou em risco a economia como um todo (GUEGAN e HASSANI, 2017). A crise do *subprime* foi um grande alerta às instituições financeiras e aos governos sobre a necessidade de regulações financeiras mais rígidas. O sistema bancário brasileiro segue regras bem definidas pelo Banco Central do Brasil que, após a crise de 2008, foram estudadas pelo governo americano a fim de garantir maior solidez ao sistema bancário americano, dadas as especificidades de cada país. Além das características das economias e sistemas bancários que cada país tem, existe o Comitê de Basiléia

A regulação financeira se foca em garantir a segurança individual das instituições financeiras com o objetivo declarado de proteger os titulares contra as responsabilidades da instituição. Um regulamento com esse foco é conhecido como regulação microprudencial e, com a crise do *subprime*, em 2008, a regulamentação passou a incluir também os objetivos macroprudenciais. A regulação macroprudencial visa garantir a estabilidade do sistema financeiro como um todo. Mas, embora os reguladores tenham uma grande variedade de instrumentos que os ajudam a cumprir os seus objetivos, estabelecer requisitos de capital continua sendo um dos pilares centrais da prudência na regulamentação. Para se adequar a esses requisitos, dois testes de adequação de capital foram utilizados pelos reguladores financeiros: o *Value at Risk* (VaR) e o *Expected Shortfall* (ES). No setor bancário, até a crise do *subprime*, desencadeada em 2007, o VaR era o principal indicador para regular a adequação de capital das instituições financeiras. Após essa crise, surgiu a necessidade do terceiro acordo de Basiléia que, entre outras medidas, estipula o ES para avaliação do risco de mercado (KOCH-MEDINA e MUNARI, 2015).

De acordo com Guegan e Hassani (2017), é obrigatório que cada departamento da instituição financeira avalie o risco associado às diferentes atividades da instituição. E, para cada fator de risco X, puderam ser definidas uma série de informações que correspondem a vários valores de X coletados em períodos anteriores. Portanto, uma série de informações $I = (X_1, X_2, X_3, \ldots X_n)$ foi obtida para o fator de risco X. Esses valores representaram os resultados da evolução passada do fator de risco e são, *a priori*, desconhecidos. Devido a essa incerteza, o fator de risco X foi uma variável aleatória e, a cada valor X_i, $i = 1, \ldots n$ uma probabilidade pode ser associada. A função matemática que descreveu os valores possíveis de uma variável aleatória e suas probabilidades associadas foi conhecida como uma distribuição de probabilidade. Nesse contexto, o fator de risco X é uma variável aleatória que foi entendida como uma função definida em um espaço amostral, cujas saídas foram valores numéricos: os valores de X pertenceram a R, e a distribuição de probabilidade F foi contínua, tomando qualquer valor numérico em um intervalo ou conjuntos de intervalos, por meio de uma densidade de probabilidade da função F. Assim que se conhece a função de distribuição F contínua e estritamente monotônica, pode-se considerar a função distributiva cumulativa (c.d.f.) F_x: R -> [0, 1] da variável aleatória X. A função de quantil Q retornou um valor limite x abaixo do qual foi tirado aleatoriamente do c.d.f fornecido e caiu p por cento do tempo. Em termos da função de distribuição F_x, a função de quantil Q retornou o valor x de modo que:

$F_x(x) := \Pr(X \leq x) = p$ (06)

e

$Q(p) = \inf \{x \in R: p \leq F(x)\}$, (07)

para uma probabilidade $0 \leq p \leq 1$.

O VaR e o ES são mensurações de riscos utilizadas pelos reguladores para avaliar a necessidade de capital mínima para se assegurar contra um grande prejuízo. Do ponto de vista econômico, esses requisitos de capital impactam o risco ponderado dos ativos. Ou seja, os ativos das instituições ou exposições de ativos ou passivos que não aparecem em balanço, são ponderados de acordo com o risco. Este risco ponderado foi utilizado na ponderação de capital que representam as exposições de capital das instituições financeiras. Essas relações são rastreadas pelos reguladores para garantir que as instituições financeiras consigam absorver grande parte das perdas foram evoluindo conforme os regulamentos das reuniões de Basiléia foram acontecendo. O descumprimento dessas normas em termos dos índices de adequação de capital exigiria que as instituições financeiras levantassem capital

a um custo alto a ponto de impedir de criar formas de gerar novos canais de receita ou novos negócios, desta forma, elevar a sua lucratividade (GUEGAN e HASSANI, 2017).

Puccetti e Rüschendorf (2014) afirmaram que as instituições financeiras devem reservar um montante de capital regulatório a fim de definir a sua exposição ao risco anual. No caso do risco operacional, o risco de capital costuma ser calculado como *Value at Risk* (VaR) com elevado nível de confiança para uma variável aleatória L de perda agregada, tal como:

$$L = \sum_{i=1}^{d} L_i, \quad (08)$$

onde L_1, L_2, ..., L_d correspondem às variáveis aleatórias de perda para diferentes linhas de negócio e/ou tipos de risco sobre determinado período. O VaR de perdas agregadas L, calculado em um nível de probabilidade $\alpha \in (0,1)$, é o α-quantil da distribuição:

$$VaR_\alpha(L) = F_L^{-1}(\alpha) = \inf\{x \in \mathbb{R} : F_L(x) \geq \alpha\}, \quad (09)$$

onde $F_L(x) = P(L \leq x)$ é a função de distribuição de L. Valores típicos na prática de risco operacional dentro da Basiléia II são $\alpha = 0,99$; $\alpha = 0,995$; $\alpha = 0,999$ e T = 1 ano.

O ES possui funcionalidades que podem não surpreender de uma perspectiva matemática, mas elas levam a anomalias surpreendentes quando interpretadas por uma perspectiva financeira, que busca atender os objetivos tanto microprudenciais como macroprudenciais. A forma como o ES trata os valores de cauda explica essas anomalias. As médias são indicadores fracos para este fim. Essas anomalias não diminuem a importância do ES como medida de risco, mas fornecem argumentos contra o seu uso indiscriminado (KOCH-MEDINA e MUNARI, 2015).

Apesar do VaR ter se tornado a medida de risco mais popular, foram identificadas deficiências. O VaR não é uma medida de riscos coerente (ele falha no critério de subaditividade) e é incapaz de capturar o impacto de eventos que ultrapassam o seu parâmetro de confiança. A crise do *subprime* trouxe a questão da aplicabilidade do VaR como parâmetro de risco métrico e o Comitê de Basiléia coloca o ES como a alternativa natural para quantificar esse risco (PUCETTI e RÜSHENDORF, 2014).

3.4- *Value at Risk* e *Expected Shortfall*

O VaR se tornou a medida de risco padrão adotada pelas instituições financeiras para definir a exposição ao risco de mercado de uma posição financeira (CONSIGLI, 2002). O VaR define a perda máxima, dado certo nível de confiança e certo intervalo de tempo, de uma carteira escolhida.

Para o cálculo do VaR existem três abordagens: a não paramétrica, a semi paramétrica e a paramétrica. Qualquer abordagem destas pode ser validada pelo número de exceções na comparação com os erros do VaR estimado, o que pode ser relatado como a projeção da probabilidade de cauda (KUMAR e MAHESWARAN, 2016).

Seja *Y* representante de uma posição financeira expressa como uma variável aleatória de um número real. Assim, Chen (2018) fala que o VaR descreve o limite superior do intervalo de perdas [-∞, z_α], que ocorre de forma variável dentro de $f_{(x)}$, a probabilidade da função de probabilidade os retornos de *Y*, no limite de $\alpha \in (0,1)$ (apud Danielsson e Zingrand, 2006, p. 2702):

$$A = \int_{-\infty}^{z_\alpha} f_Y(x)\,dx \qquad (10)$$

Isso quer dizer que o VaR, matematicamente, ao nível de confiança $100(1-\alpha)\%$ é definido como o percentil superior de 100α da distribuição de perdas. Se X é a variável aleatória que trata da perda na carteira, pode-se definir o VaR, ao nível e confiança de $100(1-\alpha)\%$ como:

$$VaR\alpha(X) = \sup\{x \mid P[X \geq x] > \alpha\}, \qquad (11)$$

onde $\sup\{x \mid A\}$ é o limite superior de x dado evento A, e onde $\sup\{x \mid P[X \geq x] > \alpha\}$ indica o percentil superior 100α de distribuição de perda. Esta definição serve tanto para as distribuições de perda contínua e a discreta (YAMAI e YOSHIBA, 2004).

Tanto VaR como ES são medidas de riscos lei-invariantes, desde que ambas as medidas de risco dependam unicamente de distribuições de perdas. Medidas de lei-invariantes são de interesse especial em regulações financeiras porque os seus valores só dependem da distribuição de perdas e a estimação não precisa de informações adicionais além dos cenários de estresse (CHEN, 2018).

Artzener *et al.*(1999) foram citados por Yamai e Yoshiba (2004) ao propôr o *Expected Shortfall* como alternativa para suavizar os problemas gerados pelo VaR. Conhecido também como VaR Condicional, o ES é a expectativa condicional de perda que ultrapassa os limites do VaR. O ES é dado por:

$$ES\alpha(X) = E[X \mid X \geq VaR\alpha(X)] \qquad (12)$$

O ES indica a perda média quando ela excede os limites do VaR. Em outras palavras, Mehlitz e Auer (2020) afirmaram que o VaR considera apenas a probabilidade, mas não o impacto das grandes perdas. Além disso, Artzener *et al* (1999) e Basak e Shapiro (2001) também foram citados por Mehlitz e Auer (2020) ao afirmar que o VaR não leva em conta a questão de diversificação de riscos da carteira porque não cumpriu importantes propriedades de subatividade e convexidade, respctivamente. Já o ES não sofre dessas deficiências pelo fato de o ES fornecer o valor médio das perdas que excedem os parâmetros definidos pelo VaR. Dessa forma, os reguladores do Comitê de Basiléia III sugeriram a troca do VaR pelo ES no cálculo dos requerimentos de capital dos bancos. Além disso, Hmantzis *et al* (2006), Reboredo (2013), Yao *et al* (2013), Paraschiv *et al* (2015), Digiannakis e Potamia (2017) e Stavroyiannis (2018) foram citados por Mehlitz e Auer (2020) ao afirmar que o uso do ES na construção e avaliação do estoque, títulos, *commodities*, moedas e até mesmo *bitcoins* estão se tornando cada vez mais populares.

Segundo Boudt, Peterson e Carl (2008), em relação à questão da estimativa do VaR e ES da carteira, as equações de VaR e ES foram definidas em função das distribuições dos retornos das carteiras e essas funções de distribuição são desconhecidas para séries de tempo real. Muitas vezes o VaR e o ES são calculados pressupondo a normalidade. Os estimadores calculados, o VaR gaussiano e o ES gaussiano, não respeitaram o fato de que os retornos de vários ativos não seguem uma distribuição normal. Os métodos que levam em conta a não normalidade de distribuição de retornos reais produzirão estimações de riscos relativos a quedas mais certeiros do que os riscos fornecidos pelo VaR gaussiano e o ES gaussiano.

As metodologias, que levam em conta a não normalidade de um retorno de distribuição, mais populares para estimar as funções de distribuição como distribuições normais, mais os termos de correções que consideram a assimetria e o excesso de curtose, observado nos dados, são as expansões de Cornish-Fisher e de Edgeworth. Como resultante dessas metodologias, temos o VaR modificado e o ES modificado. O VaR modificado é um dos estimadores mais populares para avaliar o risco de fundos de *hedge* e outros ativos com distribuições não-normais e que têm sido amplamente usados como critérios de seleção de carteiras. O ES modificado foi obtido baseado nas expansões de densidade e funções quantis de Cornish-Fisher e de Edgeworth e estima, de maneira mais assertiva, o risco e queda, mesmo na presença de retornos não-normais (BOUDT, PETERSON e CARL, 2008).

Kumar e Maheswarn (2016) falaram que a volatilidade é o ingrediente principal para processar e projetar o VaR e ES. Dessa forma, projeções de volatilidade precisas são cruciais para gerar projeções

de VaR e ES mais precisos. A estimação e projeção do VaR e ES se focam na volatilidade dos modelos de estruturas de heteroscedasticidade condicional autorregressiva generalizada (GARCH, em inglês), com especificações de termos de erro extraídos de várias distribuições. A popularidade dos modelos de volatilidade GARCH permite a captura de vários fatos estilizados, tais como a volatilidade de grupos, caudas gordas e volatilidade de reversão média.

Segundo Yamai e Yoshiba (2002d), o VaR e o ES têm risco de cauda quando o VaR ou o ES falham em mostrar os resultados das escolhas relativas de carteiras baseadas na subestimação do risco de cauda e as suas propriedades de caudas gordas e mesmo os seus potenciais de grandes prejuízos.

Os gerentes de risco têm uma grande variedade de opções entre os métodos de estimação do ES e, em geral, utilizam duas abordagens: regressões ou simulações. As regressões trazem a dificuldade de ter os resultados vinculados às características do conjunto de dados empíricos analisados. Fora isso, procedimentos de estimação de ES mais sofisticados são limitados a classes específicas de estimadores. Já as configurações de simulações são mais flexíveis porque eles permitem a distribuição de várias configurações para ver qual estimador se comporta melhor, ou mesmo, qual é o melhor comparativamente, dado determinado cenário (MEHLITZ e AUER, 2020).

3.4.1 O risco de cauda de VaR e ES em distribuições normais

Em casos de distribuições normais de ganhos e perdas, o VaR e o ES fornecem informações bem parecidas. O VaR falha quando ele apresenta risco de cauda e, desta forma, ele não consegue resumir o risco relativo das carteiras devido à subestimação do risco de carteiras com propriedades de caudas gordas, ou seja, alta probabilidade de grandes perdas. O risco de caudas gordas do VaR existe pela sua análise, que se limita a excluir dos seus parâmetros a área de cobertura que excede os valores do VaR. Isso pode levar a procurar ativos com alto potencial de perdas grandes e riscos menores que ativos com potencial menor de perdas grandes (YAMAI e YOSHIBA, 2004).

Quando a distribuição de perdas é normal, o ES é calculado da seguinte forma:

$$ES_\alpha\ (X) = E[X \mid X \geq VAR_\alpha(X)] = \frac{1}{\alpha\sigma_x\sqrt{2\pi}} \int_{VaR_\alpha(X)}^{\infty} t \cdot e^{-\frac{t^2}{2\alpha^2 X}} dt = \frac{e^{\frac{-q_\alpha^2}{2}}}{\alpha\sqrt{2\pi}}\sigma_X \quad (13)$$

onde q_α é superior ao percentil 100α de distribuição normal padrão (YAMAI e YOSHIBA, 2004).

Yamai e Yoshiba (2004) ainda mostraram que o VaR e o ES não têm risco de cauda quando a distribuição de ganhos e perdas é normal. A não normalidade da distribuição dos ganhos e perdas é causada pela ausência de linearidade da posição da carteira ou nos preços dos ativos. Para exemplificar, ao se adotar, nesta equação, ES com 99% de nível de confiança, é o mesmo que se multiplicar o desvio padrão por 2,67, que é o mesmo nível com VaR a 99,6% de nível de confiança.

O VaR e o ES são, muitas vezes, calculados sobre o pressuposto de normalidade e, na prática, é um fato estilizado que o retorno de muitos ativos financeiros não siga uma distribuição normal. Os métodos que levam em consideração a não normalidade da distribuição de retorno produzem, em casos de distribuições não normais, estimativas de risco de desvantagem mais precisas do que os VaR e ES gaussianos (BOUDT, PETERSON e CARL, 2008).

Estimar o índice de cauda é um dos primeiros objetivos na Teoria de Valor Extremo. Para distribuições com caudas pesadas, o estimador de Hill é a forma mais comum de estimar este parâmetro (NÉMETH e ZEMPLÉNI, 2020).

Tendo como base os argumentos teóricos ou dados prévios, acredita-se ou, pelo menos, desafia-se a hipótese, que a distribuição G tem uma forma funcional conhecida. Ou seja, G(y) = w(y, θ), para y suficientemente grande, onde θ é o vetor de parâmetros. Podemos dizer que um número D é conhecido, de tal forma que, para y ≥ D, essa forma funcional é válida. Logo, D não precisa ser o menor valor para que essa afirmação seja verdadeira, portanto, podem ser escolhidas situações relativamente conservadoras. Quando o G como um todo é desconhecido, os métodos paramétricos ordinários não estão disponíveis e, possivelmente, eles sejam plausíveis intuitivamente para servirem de base para θ, em valores cujas estatísticas excedem D, desde que ele se localize na região onde se acredite que tenha o formato da distribuição G. Portanto, os valores cujas estatísticas devem ser consideradas em um evento condicional ou dados para a proposta de inferência em θ.

3.4.2 Estimação Não-Paramétrica do ES

Chen (2008) supôs que, seja $\{X_t\}_{t=1}^{n}$ os valores de mercado de um ativo ou carteira de ativos durante *n* períodos de tempo e que seja Y_t = - log(X_{it} | X_{it-1}) o retorno do log negativo sobre o período *t*, assim $\{Y_t\}_{t=1}^{n}$ é um processo estacionário com uma função F de distribuição estacionária. Dado um valor positivo *p* próximo a zero, o VaR com um nível de confiança γ é:

ν_p = inf{u : F (u) ≥ γ} (14)

onde o γ é a posição crescente do quantil de distribuição de perdas F. O VaR especifica um nível de perdas excessivas, tal que a probabilidade de uma perda maior do que ν_p seja menor do que p. Uma grande lacuna do VaR, somada ao fato de não ser uma medida de risco coerente, é que o VaR não fornece informações sobre a extensão de perdas excessivas e nem de especificar um nível que defina as perdas excessivas. Por outro lado, o ES é uma medida de risco que não é só coerente, mas também informativa em relação às perdas maiores do que ν_p.

Mehlitz e Auer (2020) trataram de algumas notações e definições formais de ES. Seja (X_t) uma série de tempo de retornos negativos dos ativos em que se assume uma sequência de variáveis independentes de maneira independente e idêntica. Para cada nível de confiança γ, o VaR_γ foi definido então como o quantil 1-p da função de distribuição cumulativa de (X_t). Com a função de densidade probabilística de perdas, o ES foi dado por:

$$\mathrm{ES}_{1-p} = \frac{1}{1-\gamma}\int_{VaR_\gamma}^{\infty} xf\,(x)\mathrm{d}x = \frac{1}{1-\gamma}\int_{\gamma}^{\infty} VaR_v\mathrm{d}v \quad (15)$$

Chen (2008) ainda afirmou que o ES associado com um nível de confiança γ, que pode ser considerado como μ_p, é a expectativa condicional de perda se a perda é maior do que ν_p, e então encontra-se:

μ_p = E (Y_t | $Y_t > \nu_p$) (16)

A estimação do ES pode ser feita, ainda nas palavras de Chen (2008), assumindo uma distribuição de perda paramétrica, que é o método mais comum utilizado nos trabalhos sobre o tema. Mas o método não paramétrico traz a vantagem de ser um modelo livre, logo é um modelo robusto, que evita o enviesamento causado pela distribuição incorreta da perda esperada. O gerenciamento de riscos se foca nas características de distribuição de perdas concentradas na cauda, o que torna complicado adequar o modelo a um modelo paramétrico. E ainda deve-se notar que, normalmente, os dados são esparsos na cauda. A abordagem não paramétrica também tem a característica de cobrir uma grande quantidade de dados, o que torna favorável a sua utilização para fins de perdas financeiras.

Artzener *et al.* (1999) foi citado por Scaillet (2004) ao tratar da preferência do uso do ES frente ao VaR na mensuração de risco por conta das suas propriedades superiores. O ES, também chamado de Cauda do VaR, é subaditivo para distribuições de risco contínuas, ao contrário o VaR. Esta propriedade de subaditividade é parte necessária para ser considerada uma medida de risco coerente. Dessa

forma, consegue-se expressar a ideia de que o risco total de uma carteira não pode ser maior do que a soma dos riscos individuais. E, ao contrário do ES, que informa o tamanho da perda quando ela excede o limite determinado no VaR, o VaR não indica nada sobre a perda potencial quando esse limite é extrapolado.

A estimação do ES pode ser obtida ao se assumir uma distribuição de perdas paramétrica. Frey e McNeil (2002) foram citados por Chen (2008) ao tratarem sobre um modelo binomial para estimar o ES e o VaR para uma carteira grande e balanceada. E, no que se refere a alocação de carteiras, Scaillet (2004) falou de um estimador kernel não paramétrico para análise de sensibilidade.

3.4.3 Exemplo de Risco de Cauda

Embrehts, Klüppelberg e Mikosch (1997) supuseram uma carteira de investimentos com determinado número de ativos, cujos quais têm seus respectivos valores em seus respectivos períodos. Como todo ativo tem uma distribuição de lucros e prejuízos, eles podem ser representados por uma distribuição de probabilidades que mostra as mudanças de valores. Pelas estimativas das covariâncias das carteiras, o gerente de carteiras estima a carteira geral de distribuição de lucros e prejuízos. Gerentes e reguladores calculam o *Value at Risk* (VaR) e, após estimar o VaR, é importante estimar a probabilidade do valor atingido ultrapassar os limites definidos pelo ele.

Yamai e Yoshiba (2002d) disseram que o VaR tem risco de cauda quando o VaR falha ao indicar a melhor escolha entre as carteiras, o que pode resultar na escolha que subestima o risco de carteiras com propriedades de caudas gordas e um alto potencial para perdas grandes. O risco de cauda do VaR surgiu na medida que ele mede a distribuição de ganhos e perdas e desrespeita qualquer prejuízo que desrespeita o limite imposto pelo VaR. Uma carteira A de 10 milhões com VaR de 99 por cento de nível de confiança, ao ser comparada com uma carteira B, com o mesmo nível de confiança de VaR, mas de 15 milhões, pode levar à conclusão de que a carteira B é mais arriscada do que a carteira A. No entanto, o investidor pode não saber o quanto ele pode perder ao atingir um ponto fora do nível de confiança. Quando a perda máxima da carteira A for maior do que a perda máxima da carteira B, a carteira A deve ser considerada mais arriscada do que a carteira B no pior dos cenários.

Em relação ao risco de cauda do ES, assim como o risco de cauda do VaR, Yamai e Yoshiba (2002d) afirmaram que o ES tem risco de cauda quando o ES falha ao indicar a melhor escolha entre as carteiras, o que pode resultar na escolha que subestima o risco de carteiras com propriedades de

caudas gordas e um alto potencial para perdas grandes. Supondo que a carteira A nunca atinge um ponto de prejuízo de 50 por cento de seu valor e o prejuízo da carteira B pode atingir 75 por cento do seu valor, conclui-se que a carteira B é mais arriscada do que a carteira A em relação aos prejuízos extremos.

3.4.4 Sensibilidade do Expected Shortfall

3.4.4.1 Definição do Expected Shortfall

Scaillet (2004) considera um processo estritamente estacionário $\{Y_t,\ t \in \mathbb{Z}\}$ considerando os valores em $\mathbb{R}^n$ e assumir que os dados consistem na realização de $\{ Y_t ;\ t = 1, \ldots, T\}$. O vetor $Y_t = (Y_{1,t}, \ldots, Y_{n,t})$ corresponde a *n* riscos sobre um dado período no tempo. Os dados podem corresponder a valores simulados desenhados de um modelo paramétrico (VARMA, GARCH multivariado, ou processos de difusão), possivelmente dentro de outro conjunto de dados. As simulações são necessárias quando a estrutura de ativos financeiros é muito complexa, tais como para alguns derivativos. Assim, ao controlar o tamanho da amostra T, pode-se aumentá-la a fim de obter estimativas satisfatórias.

O ES associado à carteira com alocação *a* é definida por

$$m(a, p) = E[\, -a'Y > VaR\,(a, p)], \qquad (17)$$

onde VaR(a, p) está implicitamente definido por

$$P[-\, a'Y > VaR(a, p)] = p \qquad (18)$$

De acordo com Puccetti e Rüschendorf (2014), ao contrário do VaR, o ES contabiliza o risco de cauda de maneira mais abrangente, considerando o tamanho da probabilidade de perdas acima do limite definido pelo VaR. O ES também é uma medida mais pessimista, na medida que

$ES_\alpha(L) \geq VaR_\alpha$(L), para todo ϵ (0, 1). (19)

Ainda sob as palavras de Puccetti e Rüschendorf (2014), tanto o cálculo de VaR_α(L), como o de ES_α necessitam do conhecimento da função de distribuição em conjunto de risco e carteira (L_1, ..., L_d). Dessa forma, geralmente é necessário uma série de dados d-variáveis para as perdas passadas, o que pode ser difícil de conseguir. Normalmente, somente as funções de distribuição marginal dos tipos F_i de L_i põem ser estimadas de forma estatística. Portanto, é normal solicitar uma estimativa

conservadora de VaR_α(L) e ES_α(L) quando as distribuições marginais dos riscos uni variados L_i são fornecidos, mas sem conhecer nenhuma informação de dependência sobre o conjunto de risco da carteira (L_1, ..., L_d). Para um $\alpha \in (0, 1)$, e uma série de distribuições marginais F_1, ..., F_d, é definido o pior VaR e o pior ES pra agregar a posição L como

$\overline{VaR}_\alpha$(L) = sup $\{VaR_\alpha(L_1 + ... + L_d); L_i \sim F_i, 1 \leq i \leq d\}$, (20)

$\overline{ES}_\alpha$(L) = sup $\{ES_\alpha(L_1 + ... + L_d); L_i \sim F_i, 1 \leq i \leq d\}$. (21)

$\overline{VaR}_\alpha$(L) e $\overline{ES}_\alpha$(L) representam as maiores estimativas de VaR_α(L) e ES_α(L), respectivamente, quando as distribuições das variáveis aleatórias L_1, ..., L_d são conhecidas.

3.4.4.2 Sensibilidade do Expected Shortfall

A proposição a seguir, que caracteriza a sensibilidade do ES em relação às alterações locais na estrutura da carteira, é o derivado de primeira ordem $m^{(1)}(a,p) = \partial m(a,p)/\partial a'$ do ES em relação à alocação da carteira (SCAILLET, 2004).

3.4.4.3 Proposição

O derivado de primeira ordem do ES em relação à alocação de carteira é $m^{(1)}(a,p) = E[-Y \mid -a'Y >$ VaR $(a,p)]$ (22)

O ES e seu derivado de primeira ordem são relacionados linearmente através de $m(a,p) = a' m^{(1)}(a, p)$. Isso é devido à homogeneidade de grau um do ES. A quantidade $a_i \partial m(a, p)/\partial a_i$ é chamada de ES incremental do ativo *i* por analogia com a terminologia existente do VaR. Na verdade, o VaR também divide a propriedade da homogeneidade. ES incrementais e VaR incrementais podem ser utilizadas para ordenar posições de ativos em relação a sua contribuição para o risco total da carteira mensurado pelo ES e pelo VaR (SCAILLET, 2004).

3.5 Hedge Estático e derivativos multivariados

Em um hedge estático, se a chamada for redundante, existe uma carteira de ativos negociados que possuem correlações negativas sem a necessidade de rebalancear esta correlação continuamente. Quando se fala de derivativos, pode-se tratar da paridade *put-call*, que é um exemplo muito simples quando se aplica essa equação para hedgear com uma call (ou put) uma carteira com put (ou call). Esta aproximação funciona nos casos de uma árvore binomial, mas a cobertura estática não tem custo extra, fora o custo com a compra inicial (PELLIZZARI, 2005).

É possível alterar o VaR a um nível arbitrário através da negociação de derivativos do ativo em questão. Dado o nível desejado do VaR, é possível, por exemplo, vender uma *put* com o preço de exercício logo abaixo do VaR do quantil inferior da distribuição de lucros e prejuízos e, comprar uma *put* com um preço de exercício logo acima do VaR desejado. Essa estratégia aumenta o risco de uma grande perda. Ou seja, nessa situação, o risco de cauda do VaR pode ser significante ao operar derivativos. Mas o VaR falha ao considerar os prejuízos que ultrapassam os seus limites. (YAMAI e YOSHIBA, 2002).

Desta forma, Ben Ameur *et al.* (2001) foi citado por Pellizari (2005) ao tratar de *hedge* parcial, que protege uma parte do ativo. Quando o montante necessário para um *hedge* perfeito não está disponível, os agentes podem montar um *hedge* que proteja parte do valor total o ativo. Caso a estratégia de *hedge* falhe em proteger os ativos, o agente pode tomar alguma ação para solucionar as falhas. Uma opção de compra europeia, por exemplo, só protegerá o ativo se o preço de exercício não estiver abaixo do preço de *strike* da opção. Esta forma é a de menor custo, apesar de menos segura, de proteger-se contra os riscos. Assim, Follmer e Leukert (2000) são citados por Pellizari (2005) para mostrar como otimizar um *hedge*, minimizando uma série de solicitações sob uma restrição orçamentária, a uma ponderação do ES por uma função de perda que depende do risco tomado pelo agente.

3.5.1 Exemplificando a estratégia de Hedge

Para exemplificar a estratégia de *hedge*, Pellizzari (2005) supôs uma cesta com duas ações log-normais de risco, cuja dinâmica é descrita por

$$\mathrm{D}S_i = rS_i\,\mathrm{d}t + \sigma S_i \mathrm{d}Z_i, \qquad i = 1, 2, \tag{23}$$

onde r, σ_1, σ_2 são constantes e Z_1 e Z_2 são movimentos brownianos padrão. Destacam-se os valores de ativos no tempo t por S_{1t}, S_{2t} para $0 \leq t \leq T$. O resultado da expiração é

$$f(S_{1T}, S_{2T}) = \max(S_{1T} + S_{2T} - k, 0) \quad (24)$$

Com os preços iniciais $S_{10} = S_{20} = 100$; volatilidades $\sigma_1 = 0{,}3$ e $\sigma_2 = 0{,}2$; correlações entre os retornos como $p = 0{,}5$, vencimento $T = 1$ ano, preço de exercício $k = 190$ e taxa livre de risco $r = 0{,}1$.

Ao aplicar uma simulação de Monte Carlo utilizando 100 repetições chegou-se ao preço $C_{MC} = 3{,}89$ com um desvio padrão de $\sigma_{MC} = 3{,}26$.

Dessa forma, Pellizzari (2005), para diminuir o tamanho do desvio padrão, utilizou outro método mais refinado para melhorar o preço de Monte Carlo médio $C_{MMC} = 33{,}34$ com desvio padrão de $\sigma_{MMC} = 0{,}40$ para 100 simulações. Desta forma, o desvio padrão foi reduzido para 88%. O método também mostra que uma carteira de opções de compra pode ser usada para hedgear os resultados de uma cesta de opções. Considerando $t = 0$ em uma posição comprada, com 0,96 opções de compra do primeiro ativo e 1,01 opções de compra do segundo ativo, sendo, respectivamente, 94,88 e 89,71 os preços de exercício. A fim de obter esta carteira, em $t = 0$, devem ser tomados 5,59 adicionais para serem pagos com juros no seu vencimento. Esta carteira forneceu um resultado que, numa soma entre seus ativos, pode ser utilizado para se proteger dos resultados aleatórios da cesta de opções. De fato, a diferença em conjunto entre os resultados da cesta de opções e o valor da carteira de *hedge* é a média nula com o desvio padrão $\exp(rT)\sigma_{MMC}\sqrt{100} = 4{,}4$. O desvio padrão do resultado das opções foi por volta de 36 e, por isso, usando a carteira de *hedge* mencionada anteriormente, o risco foi reduzido para um fator de cerca de 8.

Uma vez que se estabelece uma opção de compra, se assegura o preço. A partir dessa possibilidade, obteve-se duas possibilidades: não obter proteção nenhuma ou então o *delta-hedging*, que trata-se de uma estratégia para hedgear parcialmente ou totalmente a operação. Por um lado, pode-se aceitar o fato de ter que suportar um risco grande, com uma média de pagamento final nulo, com um desvio padrão de 36, conforme demonstrado anteriormente. A outra possibilidade, o *delta-hedging*, é impreciso e caro, considerando uma situação real. Ainda existe uma terceira possibilidade, baseada na própria carteira já descrita, que protege parcialmente os resultados da opção, com um risco de 4,4, conforme demonstrado na tabela a seguir (PELLIZZARI, 2005).

TABELA 10

PERFORMANCE DE HEDGE ATRAVÉS DE DIFERENTES MÉTODOS

Método	*Hedge*	Risco (σ)	Redução do Risco (%)	Custo	Proteção da Carteira
MC	Nenhum	36	0	Nenhum	Nenhum
Estático	Parcial	4,4	88	Baixo	Estático, 2 opções de compra
Dinâmico	Total	0	100	Alto	Dinâmico, base em delta

O ES foi obtido pela média da ordenação dos erros ao atingirem o valor de vencimento, dado o intervalo de confiança. Os intervalos de confiança adotados pelo mercado variam entre 95% e 99%. Utilizando esses parâmetros, considerou-se uma carteira de opções europeias para dois ativos de risco, S_1 e S_2, que resulta em max($S_{1T} + S_{2T} - k, 0$) e seleciona os parâmetros da estratégia de *hedge* descrita anteriormente. Pellizzari (2005) simulou 1000 estratégias com os ativos com rebalanceamentos aproximados das carteiras de *hedge* baseados em delta. Como não existe fórmula para calcular os deltas de uma carteira de opções, elas foram mais bem calculadas por simulações de Monte Carlo. Os parâmetros do *hedge* estático foram calculados tabela 11 abaixo:

TABELA 11

PARÂMETROS DE UMA CARTEIRA DE HEDGE ESTÁTICO (DESVIOS PADRÃO DEMONSTRADOS ENTRE PARÊNTESES)

	Quantidade	Valor
Opção de Compra em S_1	1,00	98,06
	(0,010)	(0,38)
Opção de Compra em S_2	1,01	89,17
	(0,006)	(0,36)
Caixa	-3,87	
	(0,27)	

Na tabela 11 verificou-se que a carteira ótima do *hedge* estático é composta por uma opção de compra em S_1 com um valor de 98,06, e 1,01 opções de compra em S_2, com valor de 89,17. Ambas as opções tiveram vencimento em um ano e tomam 3,87 em $t = 0$. Pellizzari (2005) cita Avellaneda et al ao afirmar que a constante b_0 que foi utilizada na regressão para calcular os pesos, já descontados no tempo $t = 0$. Então percebeu-se que este montante é uma pequena fração de cerca de 10% do preço, que gira em torno de 33,34. Também se notou-se que as gregas da carteira de opções, $\Delta_1 \sim 0{,}8$ e $\Delta_2 \sim 0{,}77$, mostraram que o empréstimo necessário para iniciar uma estratégia de *hedge* dinâmico é enorme, comparando um valor acima de 120 contra os 3,27 anteriores. Isso é comum em todos os deltas baseados em *hedges*, quase independente dos perfis de resultados e do número de recursos de riscos. Deve-se tomar um montante considerável ou usar outro recurso de caixa no início do *hedge* dinâmico. O fato prático mais interessante do *hedge* estático pode estar nessa pequena exigência de empréstimo.

Yamai e Yoshiba (2002) falaram que o VaR pode ser reduzido a um nível arbitrário pela compra e venda de derivativos do ativo em questão. Supondo que o nível de VaR desejado seja o VaR_D, o estabelecimento desta arbitrariedade esteve em montar uma opção de venda com um preço de exercício logo abaixo do VaR_0, que é o quantil inferior da distribuição de lucros e prejuízos, e comprar uma opção de venda com um preço de exercício logo acima de VaR_D. Esta estratégia de negociação mostra que foi possível manipular o VaR comprando e vendendo opções dos ativos. Mas como resultado desta manipulação, o potencial de grandes perdas se eleva.

3.6- Estimadores comparativos

3.6.1 - Método Normal

McNeil *et al.* (2005) foram citados por Mehlitz e Auer (2020) para justificar que uma das técnicas mais simples de estimar o ES é assumir que as perdas são normalmente distribuídas com média μ e desvio padrão σ:

$$ES_{1-p}^{ND} = \mu + \frac{\sigma}{1-\gamma}\, \emptyset\, [\Phi^{-1}\gamma], \qquad (25)$$

onde Ø é a normal padrão da função de densidade de probabilidade e Φ^{-1} é a inversa padrão da Função Distributiva Cumulativa normal. Portanto, para obter uma estimativa empírica teve-se de estimar μ e σ através da sua amostra de contrapartes e inserir os valores da estimação na equação 20.

3.6.2 Método Pico sobre a Limiar

Como o ES se foca em perdas extremas, a Teoria do Valor Extremo é uma ferramenta interessante para a derivação de novos estimadores de ES. McNeil (1999) diz que os modelos da classe Pico sobre a Limiar (*Peaks-Over-Thershold*, POT) podem ser modelos semi-paramétricos, que foram baseados no estimador de Hill. Já os modelos paramétricos foram baseados na distribuição generalizada de Pareto, *Generalized Pareto Distribution* ou GPD.

O método de Pico sobre a Limiar serve como base para o teorema de Balkema e De Haan (1974) e Pickands (1975). Este teorema relata que, para quase toda forma de distribuição de perda, a distribuição dos excessos, $Y_t = X_t$ – u, sobre um grande parâmetro u é bem aproximada utilizando a GPD. Este resultado é importante, pois permite modelar a cauda da distribuição de perda sem ter que especificar a forma de distribuição de perda (MEHLITZ e AUER, 2020):

$$G(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\varepsilon_t}{\sigma}\right)^{\frac{-1}{\varepsilon_t}} & \text{se } \varepsilon_t \neq 0 \\ 1 - e^{\frac{-y}{\sigma}} & \text{se } \varepsilon_t = 0 \end{cases} \quad (26)$$

onde ε_t e $\sigma > 0$ são parâmetros de forma e escala, respectivamente, conforme McNeil (1997) afirma ao ser citado por Mehlitz e Auer (2020). O suporte desta função é $y \geq 0$ quando $\varepsilon_t \geq 0$ e $0 \leq y \leq -\frac{\sigma}{\varepsilon_t}$ quando $\varepsilon_t < 0$.

$$F(x) = \begin{cases} 1 - q\left(1 + \frac{\varepsilon(x-u)}{\sigma}\right)^{\frac{-1}{\varepsilon}} & \text{se } \varepsilon \neq 0 \\ 1 - qe^{\frac{x-u}{\sigma}} & \text{se } \varepsilon = 0, \end{cases} \quad (27)$$

onde $q > 1 - y$ é a porcentagem de perdas X_t que excede u. Consequentemente, o VaR pode ser obtido invertendo a equação (28):

$$VaR_{1-p}^{POT} = \begin{cases} u + \frac{\sigma}{\varepsilon}\left[\left(\frac{1-\gamma}{q}\right)^{\frac{-1}{\varepsilon}} - 1\right] & \text{se } \varepsilon \neq 0 \\ u - \sigma \ln\left(\frac{(1-\gamma}{q}\right) & \text{se } \varepsilon = 0 \end{cases} \quad (28)$$

McNeil e Frey (2000) foram citados por Mehlitz e Auer (2020) ao calcular o ES utilizando o VaR_{1-p}^{POT} calculado na equação 29:

$$ES_{\gamma}^{POT} = \frac{VaR_{\gamma}^{POT} - \varepsilon u + \sigma}{1 - \varepsilon} \quad \text{para } \varepsilon < 1 \quad (29)$$

3.6.3 - Estimadores não paramétricos

3.6.3.1 Métodos históricos e modificações

Estimadores históricos não precisam seguir distribuições teóricas para dados empíricos e determinada amostra de dados representa as propriedades da sequência subjacente (X_t). (MEHLITZ e AUER, 2020). Pritsker (2006) foi citado por Mehlitz e Auer (2020) ao afirmar que o VaR_{γ}^{H} é utilizado para calcular o clássico estimador do ES histórico como:

$$ES_{\gamma}^{H} = (X_t \mid X_t \geq VaR_{\gamma}^{H}) = \frac{\sum_{t=1}^{n} X_t \, I(X_t \geq VaR_{\gamma}^{H})}{\sum_{t=1}^{n} I(X_t \geq VaR_{\gamma}^{H})}, \quad (30)$$

onde $VaR_{\gamma}^{H} = X_{(\lceil n\gamma \rceil)}$ e $I(.)$ é a função do indicador matemático que mostra 1 se seu argumento for verdadeiro e 0, caso seja falso. Dessa forma $X_{(i)}$ mostra que o i-ésimo menor valor de (X_t), e $\lceil . \rceil$ é a função de teto, que é o argumento até o próximo inteiro. Como o $n\gamma$ é próximo, mesmo se o $n\gamma$ for apenas um pequeno número decimal, a aproximação pode introduzir um erro não-insignificante comparado ao arredondamento para baixo. Por conta disso, algumas modificações à equação 30 foram propostas. Considerando $n\gamma$ como natural, essas variantes reduzem o método histórico clássico e Peracchi e Tanase (2008) foram citados por Mehlitz e Auer (2020) ao propor a primeira modificação:

$$ES_{(1-p)}^{H1} = ES_{\gamma}^{H} + \left(1 - \frac{\lfloor n(1-\gamma) \rfloor}{n(1-\gamma)}\right) X_{(\lfloor n\gamma \rfloor)}, \qquad (31)$$

onde um termo de correção é somado ao clássico estimador histórico e a função piso $\lfloor . \rfloor$ arredonda o valor para baixo se não for um número inteiro. A correção se foca na perda $X_{(\lfloor n\gamma \rfloor)}$ que, se ordenar (X_t) em ordem crescente, se encontraria o ponto anterior ao VaR_{γ}^{H}. Portanto, ele pode ser interpretado como o VaR que seria usado se o risco for subestimado. $X_{(\lfloor n\gamma \rfloor)}$ é ponderado pelo fator $\left(1 - \frac{(\lfloor n\gamma \rfloor)}{(n\gamma)}\right)$.

Nadarajah *et al.* (2014) são citados por Mehlitz e Auer (2020) ao afirmar uma segunda modificação:

$$ES_{\gamma}^{H2} = \gamma\, ES_{\gamma}^{H} + (1 - \gamma \quad (X_t \mid X_t \geq X_{(\lfloor n\gamma \rfloor)}))_ \qquad (32)$$

A ideia é usar a soma da ponderação do ES_{γ}^{H} e do ES, cujos resultados sobre os riscos foram subestimados. As ponderações feitas são γ e $1 - \gamma$, respectivamente.

Por fim, Inui e Kijima (2005) foram citados por Mehlitz e Auer (2020) ao usar como ponderação γ e $1 - \gamma$ na equação (10), eles são substituídos por $1 - (\lceil n\gamma \rceil - n\gamma)$, que é a casa decimal de $n\gamma$, e $\lceil n\gamma \rceil - n\gamma$, respectivamente. Dessa forma:

ES_γ^{H3} = (1 - ⌈nγ⌉ + nγ) ES_γ^{H} + (⌈nγ⌉- nγ) $(X_t \mid X_t \geq X_{\lceil n(1-p) \rceil})$, (33)

onde o ES estimado ganha mais peso, o que corresponde a um VaR menor, se (n - *p*) tiver uma pequena casa decimal.

Como já discutido, os estimadores históricos tratam das maiores perdas e, portanto, são sensíveis a *outliers*. Mehlitz e Auer (2020) citaram Jadhav *et al.* (2009) ao eliminar dados *outliers* especificando uma constante *a* ϵ [0, 0,1], selecionado pelo usuário para expressar o risco de ter *outliers* pela seguinte função:

$k(t)$ = (n + 1) $(1 - \gamma - \frac{t\,(1-\gamma)}{\lfloor n(1-\gamma) \rfloor + 1})$ para $t \epsilon$ (34)

Assim, o estimador alternativo foi gerado da seguinte forma:

$ES_\gamma^{J1} = \frac{1}{\lfloor n(1-\gamma)^{1+a} \rfloor + 2} \sum_{t=0}^{\lfloor n(1-\gamma)^{1+a} \rfloor + 1} X_{n-\lfloor k(t) \rfloor}$ (35)

Se *a* é pequeno o bastante, ES_γ^{J1} pode reduzir o estimado histórico clássico. Caso contrário, *k* exclui as maiores perdas na estimação do ES. Outra versão do estimador é :

$ES_\gamma^{J2} = \frac{1}{\lfloor n(1-\gamma)^{1+a} \rfloor + 2} \left(1 - w(t)\right) X_{(n-\lfloor k(t) \rfloor)}$ $w(t)\, X_{(n-1-\lfloor k(t) \rfloor)}$ (36)

Considera-se a soma ponderada do ES_γ^{J1} e um ES menor o que o resultado da média dos menores valores de (X_t).

3.6.4 Estimações Combinadas

Segundo Timmermman (2006) e Weron (2014), citados por Mehlitz e Auer (2020), os estudos em vários campos mostraram que a combinação de modelos de previsão diferentes produz resultados mais precisos do que análises individuais. Eles também se apoiam em Genre *et al.* (2013) e Claeskens *et al.* (2016) ao afirmar que quando as combinações são formadas pela média das ponderações, pesos iguais são superiores aos pesos ótimos estimados, baseados em critérios específicos, mas que são potencialmente errados.

Baseado nestes resultados, utilizou-se esta série de ES para calcular um novo. Ou seja, calcula-se uma média simples utilizando como base estes estimadores previamente calculados:

$$ES_{\gamma}^{MV} = \frac{ES_{\gamma}^{ND} + ES_{\gamma}^{POT} + ES_{\gamma}^{H} + ES_{\gamma}^{H1} + ES_{\gamma}^{H2} + ES_{\gamma}^{H3} + ES_{\gamma}^{J1} + ES_{\gamma}^{J2}}{8} \quad (37)$$

3.7 Base de dados

Os dados foram extraídos do site Banco Central do Brasil. Foram coletadas as paridades de câmbio entre o Dólar americano e Real Brasileiro, entre o Dólar americano e o Euro, entre o Dólar americano e o Iene japonês e entre o Dólar americano e o Iuan chinês. Os softwares utilizados para cálculos dos indicadores foi o Microsoft Excel e Stata.

3.8 Procedimentos metodológicos

Procuramos replicar nesta pesquisa, na medida do possível, os procedimentos metodológicos do artigo de Yamai e Yoshiba, Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective (2004), já que, após análise bibliométrica feita em O Expected Shortfall e a Gestão de Riscos: análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura (FUKUI e BASSO, 2022) , este artigo é o mais citado entre os trabalhos do tema. Ele compara o VaR e o ES baseado em outros 4 trabalhos prévios dos mesmos autores:

1. On the validity of Value-at-Risk: Comparative Analyses with Expected Shortfall (2002a)

2. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk: Their Estimation Error, Decomposition and Optimization (2002b)

3. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value at Risk (2): Expected Utility Maximization and Tail Risk (2002c)

4. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk (3): Their Validity Under Market Stress (2002d)

Para as análises empíricas, o artigo de Mehlitz (2020) foi utilizado como modelo para o cálculo dos indicadores.

3.9 Análise dos resultados

TABELA 12

RESULTADO DOS CÁLCULOS DOS INDICADORES ANALISADOS NA ANÁLISE EMPÍRICA

ES	USD BRL	EUR USD	USD JPY	USD CNY
ES ND	0.217419	0.036566	0.042638	0.035828
ES POT	0.032071	0.033479	0.032064	0.033173
ES H	0.023933	0.029688	0.034916	0.028787
ES H1	0.024584	0.030568	0.035729	0.029653
ES H2	0.023746	0.029569	0.034431	0.028689
ES H3	0.025144	0.030256	0.034916	0.028786
ES J1	0.032563	0.033315	0.039182	0.032303
ES J2	0.030265	0.030963	0.036416	0.030023
ES_{γ}^{MV}	0.051216	0.0318	0.036287	0.030905

Para os cálculos efetuados na análise empírica foram utilizados os câmbios entre os pares de moedas USD X BRL, EUR X USD, USD X JPY e USD X CNY no período compreendido entre 03 de janeiro de 2000 a 05 de agosto de 2021. Para analisar a efetividade dos indicadores, foram analisados os dados compreendidos entre 05 de agosto de 2021 a 01 de dezembro de 2023.

Com esses dados em mãos foi possível, utilizando os valores da Tabela 12, identificar dentro destes históricos a quantidade de vezes em que a variação do câmbio ultrapassou os limites estabelecidos pelo Expected Shortfall.

TABELA 13

VOLUME DE VEZES EM QUE O CÂMBIO ULTRAPASSOU OS LIMITES DO ES

ES	USD BRL	EUR USD	USD JPY	USD CNY
ES ND	0	0	0	0
ES POT	1	0	0	0
ES H	11	0	0	0
ES H1	8	0	0	0
ES H2	11	0	0	0
ES H3	6	0	0	0
ES J1	1	0	0	0
ES J2	2	0	0	0
ES_γ^{MV}	1	0	0	0

A tabela 13 mostra, a partir dos indicadores de ES calculados, quantas vezes a variação diária do câmbio ultrapassou os limites impostos do ES. Por esta Tabela 13, pode-se notar que os limites foram desrespeitados apenas na paridade USD-BRL, sendo que os maiores volumes deste evento ocorreram pelo Expected Shortfall Não Paramétrico, ou seja, nos ES baseados nos estimadores de Hill – ES H e ES H2, com 11 violações cada; ES H1, com 8 violações e ES H3, com 6 violações.

Esses pontos críticos ocorridos apenas na paridade USD BRL mostraram que a volatilidade cambial tende a ser maior em países de economias em desenvolvimento. Além disso, nota-se que os estimadores históricos tendem a ser mais sensíveis a volatilidade do câmbio do que os estimadores paramétricos ou semiparamétricos.

3.10 Conclusões

Ao comparar o VaR com o ES, com foco no risco de cauda, o problema está quando o VaR ignora as perdas, dado o nível do VaR, podendo causar sérios problemas no mundo real. O ES consegue

proteger os investidores contra este tipo de problema, já que esse método considera as perdas que ultrapassam os limites do VaR. Por outro lado, o ES traz desvantagens, tais como a distribuição em caudas gordas, que traz estimadores de erros muito maiores no ES do que no VaR. Para reduzir este erro de estimação, é necessário aumentar o tamanho da amostra de simulação. Portanto, o ES é mais custoso quando ele precisa que o risco de cauda não interfira numa distribuição de cauda gorda. Tendo o ES como mensurador de riscos, é possível montar estratégias de hedge a fim de evitar surpresas desagradáveis ou mesmo minimizar esses resultados negativos. Por fim, a análise empírica mostra que as economias de países emergentes tendem a ter um câmbio mais volátil e, portanto, mais sensíveis a atingir o ES durante o tempo. Estes eventos mostram que os ES calculados por metodologias não paramétricas são mais sensíveis a serem atingidos do que por metodologias semi-paramétricas e paramétricas. Essas conclusões foram sumarizadas nos itens abaixo:

1- O ES acontece em crises econômicas de grande impacto, quando a volatilidade dos ativos tende a extrapolar os limites impostos pelo VaR;

2- Por conta deste efeito de desrespeitar os limites do VaR, o ES se encontra nas caudas da distribuição e, portanto, apresenta grande volatilidade, o que torna mais difícil identificar algum tipo de comportamento;

3- Apesar da baixa frequência, o ES pode sofrer hedge para evitar ou amenizar grandes prejuízos;

4- Pelas próprias características do ES, as metodologias não paramétricas tendem a ser preferíveis ás paramétricas, dada a sua baixa frequência e alta volatilidade.

Referências

BOUDT, K.; PETERSON, B. G.; CARL, P. Hedge fund portfolio selection with modified expected shortfall. **Munich Personal RePEc Archive**, 13 Fevereiro 2008. DOI: 10.2495/CF080101.

CHEN, J. M. On exactitude in financial regulation: Value-at-risk expected shortfall and expectiles. **Risks**, East Lansing, 1 Junho 2018. 1-28, https://doi.org/10.3390/risks6020061.

CHEN, S. X. Nonparametric estimation of expected shortfall. **Journal of Financial Econometrics**, Ames, 28 Novembro 2008. 87-107, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbm019.

CONSIGLI, G. Tail estimation and mean - VaR portfolio selection in markets subject to financial instability. **Journal of Banking and Finance**, Rome, Novembre 2002. 1355 - 1382, DOI:10.1016/S0378-4266(02)00267-4.

EMBRECHTS, P.; KLÜPPELBERG, C.; MIKOSCH, T. Modelling Extremal Events for Insurance and Finance. **Springer - Verlag**, 9 Dezembro 1997. 281-370 DOI 10.1007/978-3-642-33483-2 7.

FERMANIAN, J.-D.; SCAILLET, O. Sensitivity analysis of VaR and Expected Shortfall for portfolios under netting agreements. **Journal of Banking & Finance**, Paris, 29 Setembro 2004. 927-959, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.007.

FUKUI, M.; BASSO, L. O Expected Shortfall e a Gestão de Riscos: análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura. **The International Society for the Advancement of Financial Economics First Conference**, São Paulo, 06 Dezembro 2022.

GUEGAN, D.; HASSANI, B. K. More accurate measurement for enhanced controls: VaR vs ES? **Journal of International Financial Markets, Institutions & Money**, Paris, 15 Julho 2017. 152-165, http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2017.06.002.

KOCH-MEDINA, P.; MUNARI, C. Unexpected shortfalls of Expected Shortfall: Extreme default profiles and regulatory arbitrage. **Journal of Banking & Finance**, Zurique, 7 Novembro 2015. 141-151, http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.11.006.

KUMAR, D.; MAHESWARAN, S. Value-at-risk and expected shortfall using the unbiased extreme value volatility estimator. **Studies in Economics and Finance**, 23 Maio 2016. 506-526, https://doi.org/10.1108/SEF-03-2016-0061.

MCNEIL, A. J. Extreme Value Theory for Risk Managers. **Departement Mathematik ETH Zentrum**, Zirique, 17 Maio 1999. 1-22.

MEHLITZ, J. S.; AUER, B. R. A Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall. **The Journal of Risk Finance**, Cottbus, 8 Junho 2020. 355-397, https://doi.org/10.1108/JRF-07-2019-0122.

NÉMETH, L.; ZEMPLÉNI, A. Regression Estimator for the Tail Index. **Journal of Statistical Theory and Practice**, Budapeste, 34 Junho 2020. 1-23.

PELLIZZARI, P. STATIC HEDGING OF MULTIVARIATE DERIVATIVES BY SIMULATION. **EUROPEAN J.OF OPERATIONAL RESEARCH**, 16 Outubro 2005. 507-519.

PUCETTI, G.; RÜSHENDORF, L. Asymptotic equivalence of conservative VaR- and ES-based capital charges. **Journal of Risk**, Florence, Fevereiro 2014. 01-12, http://dx.doi.org/10.21314/JOR.2014.291.

SCAILLET, O. Nonparametric estimation and sensitivity analysis of expected shortfall. **Mathematical Finance**, Janeiro 2004. 115-129, 10.1111/j.0960-1627.2004.00184.x.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value at Risk: Their Validity under Market Stress. **MONETARY AND ECONOMIC STUDIES**, Tóquio, Outubro 2002. 181-238, https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00242-4.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. On the validity of Value-at-Risk: Comparative Analyses with Expected Shortfall. **Monetary and Economic Studies**, Tóquio, Janeiro 2002a. 57-86.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk: Their Estimation Error, Decomposition and Optimization. **Monetary and Economic Studies, 20**, Tóquio, Janeiro 2002b. 97 - 122.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value at Risk (2): Expected Utility Maximization and Tail Risk. **Monetary and Economic Studies**, Tóquio, v. 20, n. N 2, p. 95 - 115, Abril 2002c.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk (3): Their Validity Under Market Stress. **Journal of Banking & Finance**, Tóquio, v. 20, n. 3, p. 87 - 122, Outubro 2002d.

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. **Journal of Banking & Finance**, Tokyo, 25 Setembro 2004. 997-1015, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.010.

4. Estruturação do *Hedging* cambial Ótimo utilizando o DCC-GJR

Resumo

As empresas têm como foco as suas operações e os seus resultados operacionais, sendo as questões financeiras relegadas a resultados não operacionais com menor importância. Para se proteger de grandes variações, as empresas adotam estratégias de hedging ou contratam esse serviço de instituições financeiras. Este artigo inicia com uma análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura, passa então para uma revisão de literatura, metodologia, estratégias de estimação, resultados e estimações alternativas com os seus resultados. Os objetivos gerais do artigo é mostrar e justificar a importância do hedging fora do mercado financeiro e, como objetivo específico, calcular os impactos no risco, em um cenário de variação cambial, tendo como base a Teoria dos valores extremos e o DCC-GJR para, então, adotar a estratégia de hedge mais adequada.

Palavras Chave: Expected Shortfall, Risk Management, Risco

4.1 Análise Bibliométrica e Revisão sistemática da Literatura

O objetivo deste estudo foi responder à pergunta – quais são as principais influências do EVT e os riscos de cauda no *hedging* e na gestão de riscos? Para atingi-lo, foram implementadas 7 etapas, descritas a seguir.

As etapas 1 a 5 atenderam a ambas as metodologias de análise bibliométrica e de revisão sistemática. Entretanto, as etapas 6 e 7 referiram-se, exclusivamente, à revisão sistemática.

Etapa 1 – Escolha da base de dados. Os artigos da amostra foram obtidos a partir da *Scopus* e *Science Direct*: as principais bases de dados de citações acadêmicas. Estas continham registros de artigos publicados em periódicos científicos de alto fator de impacto, sendo classificados por meio do *Journal Citation Reports* (JCR).

Etapa 2 - Uso de parâmetros iniciais de pesquisa, partindo das bases da *Scopus* e *Science Direct*. Para o período de 1° de abril de 1992 a 16 de abril de 2024, inicialmente, foram identificados 12 artigos com base em variações das palavras-chave "*Optimal Corporate Hedging", "EVT and tail-risk" e "Hedging and volatility" e "Exchange Rate" e "Forex".* Na sequência, foram realizadas exclusões por meio da aplicação de filtros nas próprias bases e na filtragem dos artigos, os quais constaram em 2 bases diferentes, resultando em 10 artigos selecionados como amostra intermediária pela *Science Direct*, conforme Tabela 14; 13 artigos foram selecionados como amostra intermediária pela *Scopus*,

conforme Tabela 15. Desta forma, pôde-se totalizar 23 artigos como amostra intermediária por essas 2 bases de dados. Neste sentido, apresentam-se as tabelas de 14 a 16.

TABELA 14

EVOLUÇÃO DA AMOSTRA POR MEIO DE FILTROS DA SCIENCE DIRECT

Sinal	**Descrição**	**Número de artigos**
(+)	*Find articles with these terms: "EVT and tail-risk"* *Find articles with these terms: " Hedging and volatility" and "Exchange Rate" and "forex"*	3 8
(=)	Amostra inicial	11
(-)	*Language:* diferente de "*English"*	0
(-)	*Document Type*: diferente de *"Ressearch articles*"	1
(-)	*Subject Area:* diferente de *"Economics, Econometrics and Finance", "Business, Management and Accounting", "Decision Sciences" ou "Social Sciences"*	0
(-)	*Article Title:* diferente *de "EVT and tail-risk", "Optimal Corporate Hedging", "Cooperative Hedging"*	0
(=)	**Amostra intermediária**	**10**

TABELA 15

EVOLUÇÃO DA AMOSTRA POR MEIO DE FILTROS DA SCOPUS

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	*Article Title:* igual a *"Optimal Corporate Hedging" ou*	1
	Article Title: igual a *"Hedging and volatility" e "Exchange Rate" e "forex"*	
	Article Title: igual a *"Risk Measure Approach to Estimate the Optimal Hedge Ratio" ou*	1
	Article Title: igual a *"Dynamic hedging performance" ou*	1
	Article Title: igual a *"Hedging Goals" ou*	4
	Article Title: igual a *"Monte Carlo" e "non-parametric estimators" e "expected shortfall" ou*	1
	Article Title: igual a *"tail risk" e "commodity markets" e "Futures contracts" ou*	1
	Article Title: igual a *"Hybrid GJR-GARCH" ou*	1
	Article Title: igual a *"Corporate hedging" e*	2
	Keywords: "Currency Hedging"	2
(=)	Amostra inicial	14
(-)	*Language:* diferente de "*English"*	0
(-)	*Document Type*: diferente de "*articles*"	1
(-)	*Subject Area:* diferente de *"Economics, Econometrics and Finance", "Business, Management and Accounting", "Decision Sciences"* ou *"Social Sciences"*	1
(-)	*Article Title:* diferente de *EVT* e *"Tail Risk", Optimal* e *Corporate* e *Hedging, optimal* e *hedge* e *ratio* e *"risk measure", "Corporate Hedging", "Optimal Hedging", "Hedging Strategies", "Efficient Hedging","Financial Hedging", "Futures Hedging", "Optimal Hedge Ratios", "Optimal Hedging Ratio", "Optimal Hedging Strategy*	0
(=)	**Amostra intermediária**	**13**

TABELA 16

TOTAL DAS AMOSTRAS INTERMEDIÁRIAS

Sinal	Descrição	Número de artigos
(+)	*Scopus*	13
(+)	*Science Direct*	10
(=)	**Total de artigos na amostra intermediária**	23

Etapa 3 - Exclusão de artigos não relacionados. Após a leitura inicial do resumo, introdução e conclusão dos artigos - para verificar se estes estavam de acordo com o tema definido - foram excluídos 9 dos 23 artigos da amostra intermediária. Os principais motivos para esta exclusão foram: a) 2 artigos sobre o EVT como mensurador de risco; b) 1 artigo sobre a performance do modelo de *hedging*; c) 2 artigos sobre a performance de *hedging* dinâmico; d) 1 artigo sobre volatilidade; e) 3 artigos sobre outros temas não relacionados anteriormente. Assim, a amostra final foi composta por 14 artigos.

FIGURA 11

ARTIGOS EXCLUÍDOS

Título	Síntese
Modeling tail risk in Indian commodity markets using conditional EVT-VaR and their relation to the stock market (Agnihotri & Chauhan, 2022)	O artigo trata da gestão de riscos de *commodities*, utilizando como mensurador de riscos o EVT-VaR.
Tail Risk in the Chinese Vegetable Oil Market: based on the EGAS-EVT Model (Zhang, Han, Xie, & Wang, 2022)	O artigo usa a EVT e modelos EGAS para estimar as caudas extremas dos retornos das séries financeiras, tendo como análises empíricas os preços no mercado futuro chinês dos óleos de colza e de palma.
Dynamic hedging performance with the evaluation of multivariate GARCH models: Evidence from KOSTAR index futures (Moon, Yu, & Hong, 2009) (Moon, Yu & Hong, 2009)	O artigo examina a performance de *hedging* de um Mínimos Quadrados Ordinários convencional e uma variedade de modelos de *hedging* dinâmicos.
The compatibility of one-factor market models in caps and swaptions markets: Evidence from their dynamic hedging performance (An	O estudo examina a performance do *hedging* dinâmico de fator único LIBOR e os modelos de *swaps* de mercado.

& Suo, 2008)	
Effect of institutional realities on dynamic hedging performance for a Grain producer (Martinez & Zering, 1992)	O propósito deste estudo é examinar o feito das realidades institucionais na performance das posições dos *hedging* ótimos de um produtor de grãos.
Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR-GARCH approach (Wang, 2009)	Este artigo integra uma nova abordagem de volatilidade assimétrica híbrida com modelos de precificação de opções por redes neurais artificiais para melhorar as habilidades de projeções dos valores dos derivativos.
A New Class of Multivariate Skew Densities, With Application to Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models (Bauwens & Laurent, 2005)	O artigo trata de um método prático e flexível sobre a assimetria multivariável de distribuições simétricas.
Financial tail risks in conventional and Islamic stock markets: a comparative analysis (Mwamba, Hammoudeh & Gupta, 2017)	Este trabalho usa dois tipos de distribuição de valores extremos para modelar o risco de cauda associado a distribuição dos retornos logarítmicos diários do mercado Dow Jones islâmico, do S&P500 americano, do S&P Europeu e do S&P Asiático.
Currency Exposure and The Determinants of Corporate Hedging Practice Among Malaysian Non-Financial Firms (Suhaimi & Wahab, 2024)	O estudo analisa a exposição cambial e a prática do *hedging* corporativo entre empresas malasianas não financeiras entre 1995 a 2016.

Etapa 4 - Criação de banco de dados e coleta de artigos. Os 14 artigos da amostra final foram obtidos por meio das seguintes bases de pesquisa acadêmica: *Scopus* e *Science Direct*. A partir de sua análise, foram coletadas as seguintes informações para a captura dos dados gerais do artigo: título, nome do autor, instituição afiliada e país de origem dos autores/pesquisadores, nome do periódico, volume e número da edição, página inicial e final, ano da publicação, país de origem dos dados e número de anos de dados da amostra, palavras-chave, Identificador Digital de Objetos (DOI), *Journal of Economic Literature* (JEL) e número de citações de artigos na base de dados *Scopus, WoS* e *Science Direct.*

FIGURA 12

ARTIGOS INCLUSOS

Título	Síntese
EVT and tail-risk modelling: Evidence from market indices and volatility series (Allen, Singh & Powell, 2013)	Este artigo trata de distribuições baseadas na EVT e avalia diferentes métodos utilizados para calcular medidas de riscos que abrangem modelos econométricos conhecidos, tais como GARCH e suas variantes de modelos baseados em EVT, que se focam nas caudas das distribuições.
Optimal corporate hedging using options with basis and production risk (Bajo, Barbo & Romagnoli, 2014)	Neste artigo, são investigadas as melhores estratégias de *hedging* para uma empresa usando derivativos. São considerados os efeitos dos riscos de produção e dos riscos de base. Esses riscos são considerados nos modelos de *hedging* ótimo quando o risco de cauda é considerado.
A copula-based quantile risk measure approach to estimate the optimal hedge ratio (Barbi & Romagnoli, 2013)	O artigo propõe um modelo teórico para determinar o rácio ótimo de *hedge* com contratos futuros como um minimizador de riscos.
Dynamic hedging performance and downside risk- Evidence from Nikkei index futures (Ubukata, 2018)	Este artigo trata do valor incremental do *hedging* dos modelos de futuros dinâmicos na minimização dos riscos, incluindo o *Value at Risk, Expected Shortfall,* Medidas de riscos espectrais exponenciais e Momentos parciais de baixa sobre as abordagens de *hedging* incondicional.
Dynamic portfolio insurance strategies risk management under Johnson distributions (Naguez, 2019)	O propósito deste artigo é analisar a lacuna de risco das estratégias de seguros de carteiras dinâmicas, que generaliza o método de Seguros de Carteiras de Proporções Constantes.
Corporate hedging: an answer to the "how" question (Blomvall & Ekblom, 2017)	O artigo trata de um procedimento para *hedging* cambial e taxas de juros em um mercado com contratos de câmbio futuro e *swaps* de taxas de juro, em um ambiente com fluxos de caixa incertos.
The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics (Engle, 2001)	O artigo exemplifica o uso do ARCH/GARCH para a mensuração de riscos de uma carteira.
Exchange rate comovements, hedging and volatility spillovers on new EU forex markets (Kocenda & Moravcová, 2018)	O artigo analisa as coberturas de taxa de câmbio, índices de *hedge* e os efeitos em cascata de volatilidade sobre os mercados cambiais da EU durante 1999 a 2018. Desta forma, ficou comprovado que, durante períodos de crise, o *hedge* trouxe benefícios

	às três moedas selecionada no estudo.
Hedging Goals (Krabrichler & Wunsch, 2021)	Este artigo apresenta o relacionamento entre o objetivo final do investimento e o *hedging* que permite ao investidor estratégias com diversos graus de aversão ao risco, usando momentos parciais inferiores de diferentes ordens.
A *Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall* (Mehlitz & Auer, 2020)	Este estudo compara a performance dos estimadores não paramétricos do *expected shortfall* entre si, modelos paramétricos e faz projeções baseadas na combinação entre eles.
A comparison of risk measures for portfolio optimization with cardinality constraints (Ramos, Righi, Guedes & Müller, 2023)	O artigo trata da questão de otimização de risco mínimo de carteira para sete medidas de risco, usando programação linear usando restrições de cardinalidade: *Expected Loss, Expected Loss Derivation, Expected Shortfall, Shortfall Deviation Risk* e *Expectile Value at Risk*
Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR-GARCH approach (Wang, 2009)	Dada a importância da volatilidade das projeções, as áreas de gerenciamento de riscos e precificação de ativos têm ganhado mais peso. E como os modelos de GARCH assimétricos têm se mostrado superiores a outros modelos de GARCH, o artigo testou três modelos de rede neural a fim de melhorar a performance do GJR.
Dealing with tail risk in energy commodity markets: Futures contracts versus exchange-traded funds (Arunanondchai, Sukcharoen & Leatham,2020)	O artigo da utilização dos *Exchanged-traded fund(ETFs)* como ferramenta de *hedging* compara a sua utilidade em riscos de cauda.
Cooperative Hedging in the Complete Market under g-expectation Constraint (Zhou, 2011)	O artigo trata do problema do *hedging* cooperativo de chamada contingente em um mercado completo limitado.

Etapa 5 – Análise bibliométrica. Por meio do *software VOSviewer,* foram analisados dados objetivos dos artigos – países, autores, palavras-chave, instituições etc. - para elaboração e análise de tabelas e mapas de relacionamento/cocitação. As análises realizadas por ambas ferramentas foram complementadas pela verificação das principais leis da bibliometria, sendo: a) Lei de Zipf (1949) – categorização e estimação da frequência das palavras-chave com o auxílio do *software Rank Words* para cálculo do ponto T de Goffman - ponto de transição de palavras de baixa para as de alta frequência, região que teoricamente concentra palavras com alta carga semântica, e b) Lei de Bradford

(1934) – verificação dos periódicos que produzem muitos artigos, em contrapartida aqueles que produzem poucos sobre um determinado tema.

Etapa 6 - Leitura e codificação dos artigos. Identificação dos objetivos, amostra, métodos e contribuições dos artigos. Além disso, estes foram classificados e codificados em categorias e subcategorias estruturadas de acordo com a Figura 13. Cada uma das 12 categorias possui subcategorias não exclusivas. Isto significa que o mesmo artigo pode ser classificado em mais de uma subcategoria. Assim, a soma da contagem de frequências das subcategorias – para cada categoria – é que totaliza 100%. No processo de codificação, para cada categoria, foram atribuídas até 3 subcategorias por artigo.

FIGURA 13

MATRIZ DE (SUB)CATEGORIZAÇÃO

Categorias	**Subcategorias**	**Definição**
1.Tema principal/foco do estudo	A – VaR X ES	O ES veio a substituir o VaR como principal ferramenta de risco pelo comitê de Basiléia III, sendo que, na verdade, ele complementa o VaR na análise de risco
	B – Gestão de Riscos	Gestão de Riscos é a probabilidade de um imprevisto ocorrer e afetar a operação em si. O risco por si só faz parte da operação e ele pode ser mitigado ou transferido.
	C – Medidas de Riscos	Para avaliar o impacto dos riscos, eles devem ser devidamente mensurados. Para esta tarefa, foram desenvolvidos indicadores que são capazes de atribuir os valores que impactam no risco.
	D – *Hedging*	*Hedging* é uma estratégia de proteção para os riscos da operação financeira. Esta pode usar estratégias, principalmente, com derivativos. Pode-se também utilizar-se de estratégias com outros ativos de correlação negativa, com estratégias de diversificação de investimentos, entre outros.
	F – Outros	Demais temas não relacionados às subcategorias 1A a 1D
2. Teorias relacionadas ao objetivo do estudo	A - Probabilidade	A teoria de probabilidade consiste em utilizar a intuição humana para estudar os fenômenos do nosso cotidiano de trabalho. É o ramo da matemática que estuda experimentos ou fenômenos aleatórios e, por meio desta, é

		possível analisar as chances de um determinado evento ocorrer.
	B – Valor Extremo	Teoria do valor extremo é um ramo da estatística que lida diretamente com eventos raros, extremos. Sua estatística é aplicada na estimação de eventos climáticos, cálculo de seguros e eventos pouco comuns no mercado financeiro.
	C – Portfólio	Trata da diversificação de ativos e mostra porque diversificar é fundamental para minimizar riscos.
	D – Outros	Demais teorias não relacionadas às subcategorias de 2A a 2C
3. Métodos de pesquisa	A - Aplicação de questionários	Dados obtidos de respostas de questionários
	B - Modelos econométricos	Uso de equações de regressão econométrica
	C – Estudo de caso	Estratégia de pesquisa empírica empregada para a investigação de um fenômeno recente e que possibilita a explicação de ligações causais de situações singulares
	D – Outros	Demais métodos não relacionados às subcategorias 3A a 3C
4. Método utilizado	A - Teórico ou conceitual	Não utiliza cálculos como evidência empírica, utiliza apenas conhecimento teórico.
	B - Estudo de casos	Estudo de casos analisa dados de apenas um tipo de evento específico
	C - Quantitativo com dados em corte transversal	Dados transversais analisam os fatos ocorridos em dado ponto do tempo.
	D - Quantitativo com dados de séries temporais	Dados de séries temporais analisam os dados ocorridos, considerando diferentes instantes do tempo.
	E - Quantitativo com dados em painel	A regressão com dados em painel analisa diversos dados da pesquisa, considerando dois ou mais períodos.
	F - Simulação com métodos computacionais	Modelos desenvolvidos por meio de programas de computador.
	G – Outros	Demais metodologias de avaliação de empresas não relacionadas com as subcategorias 4A a 4F.
5. Estatística Paramétrica	A – Método não-paramétrico	Considera um número finito de parâmetros e considera uma distribuição indeterminada. Desta forma, o pressuposto da normalidade é eliminado.
	B – Método paramétrico	Considera uma distribuição normal dos eventos e das probabilidades de resultados, seguindo a

		distribuição de Gauss.
6. Medidas de Risco	A – *Value at Risk*	O *Value at Risk* (VaR) é a medida de risco que resume a perda máxima que uma operação financeira pode gerar, dado um índice de confiança e um horizonte de tempo
	B – *Expected Shortfall*	O *Expected Shortfall* (ES) veio a complementar o VaR quando a perda sofrida na operação financeira ultrapasse os limites do VaR, sendo o ES a média dos retornos que atingiram a margem de erro do VaR
7. Métodos Estatísticos	A – Regressão Simples	Estuda a relação entre uma única variável explicativa e uma variável dependente quantitativa.
	B – Regressão Múltipla	Estuda a relação entre mais de uma variável explicativa e uma variável dependente quantitativa.
	C – Outros	Demais métodos não relacionados às subcategorias 7A a 7C
8. Origem dos dados	A - País desenvolvido	País com renda *per capita* anual a partir de US$ 12.376 (World Bank, 2019)
	B - País não desenvolvido/emergente	País com renda *per capita* anual: Baixa - menos de US$ 1.025; média baixa - entre US$ 1.026 e US$ 3.995; e Média alta - entre US$ 3.996 e US$ 12.375 (World Bank, 2019)
	C – Ambos	Inclui todos os países, desenvolvidos e não desenvolvidos
9. Período de análise	A - Até 5 anos	Dados entre 0 e 5 anos.
	B - De 6 a 10 anos	Dados entre 6 e 10 anos
	C - Mais de 10 anos	Acima de 10 anos
	D - Não se aplica / não informado	Estudos que não informam o período de análise
10. Resultados	A - Novas perspectivas	Apresentação de uma nova teoria, variável/*proxy* ou método de análise do *Hedging*
	B – Novas conclusões	Apresentação de novas conclusões – ajustes nos modelos tradicionais de análises, metodologias de Gestão de Riscos, qualidade das informações geradas, importância dos impactos resultantes, etc.
	C - Conclusões semelhantes a trabalhos anteriormente apresentados	Estudos que não apresentam novas perspectivas, nem novas conclusões
11. Conclusões sobre objetivos	A – Confirmação do objetivo principal	Estudo confirma o objetivo principal proposto pelo autor

dos estudos	B – Não confirmação do objetivo principal	Estudo não confirma o objetivo principal proposto pelo autor
	C – Resultado não conclusivo em relação ao objetivo principal	Estudo apresenta resultado não conclusivo sobre o objetivo principal proposto pelo autor
	D - Não se aplica	Demais conclusões não relacionadas às subcategorias 11A a 11C
12. Avenidas para estudos futuros	A– Efetividade do *Hedging* em variações cambiais	*Hedging* é uma estratégia de proteção de investimentos capaz de assegurar o preço de um ativo em situações de grandes variações.
	B – Novas medidas de risco	O ES e o VaR são medidas de risco populares, dada a sua utilização pelo mercado, mas, com base nelas, pode-se desenvolver novas medidas de risco
	C – Regressões do Hedging em diferentes mercados	O *Hedging* pode ser aplicado em diversos ramos do mercado e, portanto, pode levar a diversos estudos para identificar as suas melhores aplicabilidades
	D – Políticas públicas	O *Hedging* é uma estratégia que pode ser adotada em diversos países, com diferentes níveis de estrutura financeira. Por conta disso, ele deve ser adaptado da melhor forma de acordo com a realidade do país em que for adotado
	E – Outras aplicações do *Hedging* / ou não comentadas pelo autor	Adoção de aplicações do *Hedging* como ferramenta de proteção não citadas anteriormente.

Etapa 7 – Revisão sistemática. Após a codificação da matriz de (sub)categorização do Figura 12 para amostra – foi realizada uma contagem de frequência das subcategorias de forma a possibilitar a identificação de lacunas de conhecimento. Referidas lacunas foram, então, comparadas com as subcategorias da categoria 12 – avenidas para estudos futuros, a fim de obter aspectos passíveis de novos estudos sobre o tema.

1.1 Análise de resultados

O item A apresenta os resultados da análise bibliométrica, mencionada na Etapa 5 da Metodologia. Por sua vez, no item B, estão os resultados da revisão sistemática, cujos passos foram descritos das Etapas 6 e 7 do item C, deste estudo.

A - Análise bibliométrica

A amostra final foi composta por 14 artigos, distribuídos entre os anos de 2011 a 2023. Para chegar a esse total, foram obtidos, a partir da base da *Scopus,* 13 artigos – vide Figura 15; e da base da *Science Direct*, 10 artigos – vide Figura 14. Desta forma, foi possível fazer cruzamentos dessas diferentes bases na busca de artigos que constavam nas 2 bases, totalizando 23 artigos. Após leitura dos resumos e conclusões destes artigos, foram eliminados da amostra 9 artigos, resultando, para tanto, um total de 14 artigos para a amostra final para este trabalho. Neste sentido, obteve-se uma média de 1,08 artigos escritos, por ano, para fins de pesquisa deste trabalho.

FIGURA 14

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS – SCIENCE DIRECT

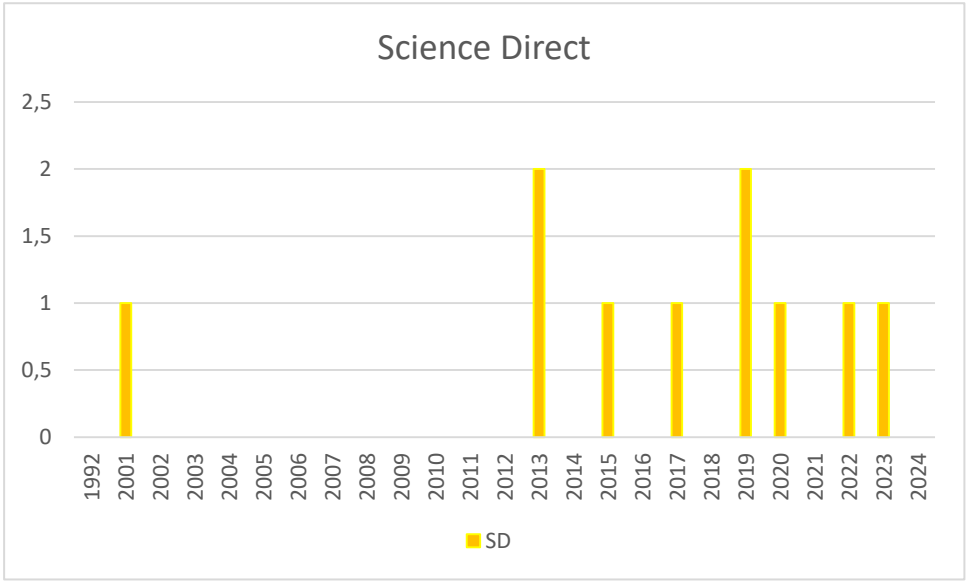


FIGURA 15

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS - SCOPUS

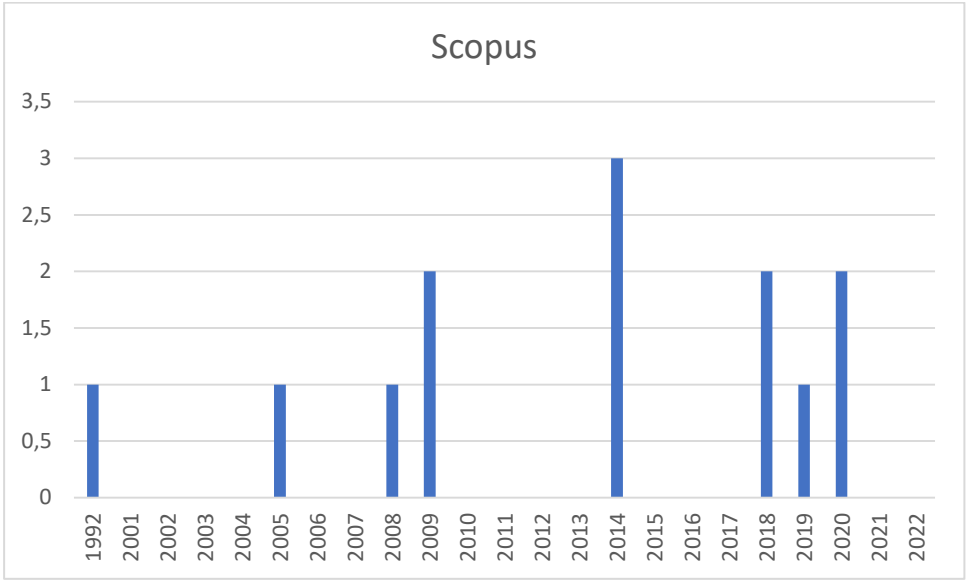
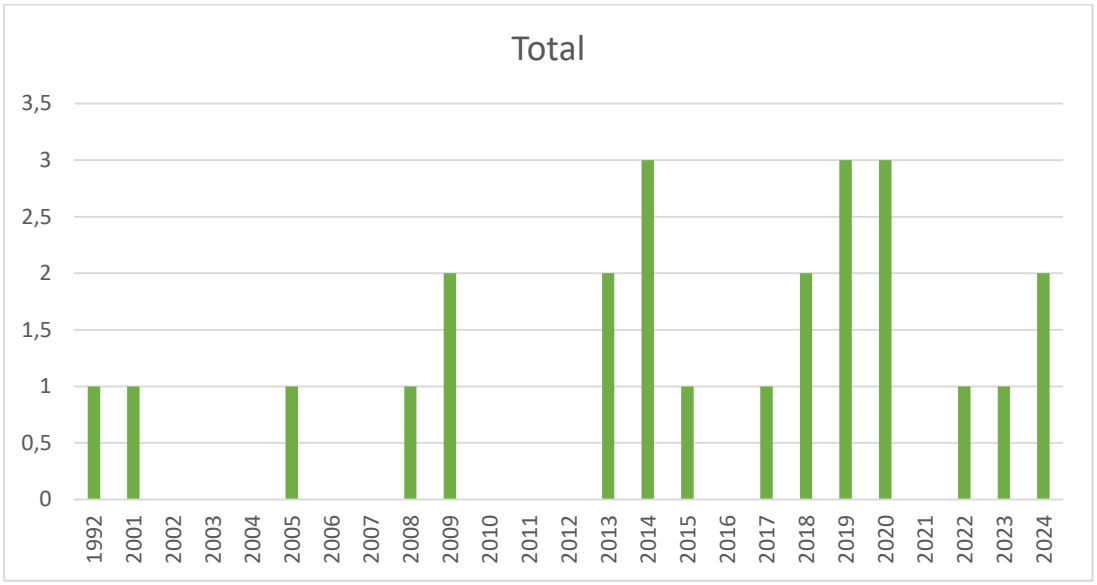


FIGURA 16

DISTRIBUIÇÃO ANUAL DOS ARTIGOS - TOTAL



A Tabela 17 apresenta a frequência das 10 principais palavras-chave do estudo, merecem pequeno destaque as palavras "*hedging*" (19,00%) e "retornos" (14,70%). Tais palavras também podem observadas na Figura 17.

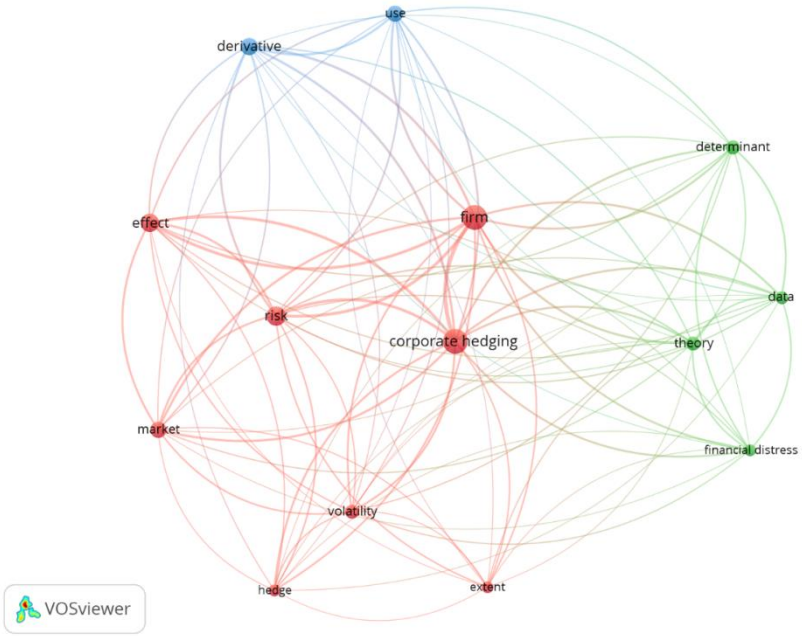
TABELA 17

PALAVRAS-CHAVE

Palavras-Chave	**Quantidade**	**Frequência**
Hedging	53	19.00%
Retornos	41	14.70%
Risco	36	12.90%
Futuros	29	10.39%
Modelo	23	8.24%
Spot	21	7.53%
Condicional	21	7.53%
VaR	19	6.81%
Rácio	18	6.45%
Mercado	18	6.45%
Total	**279**	**100.00%**

FIGURA 17

MAPA DE COOCORRÊNCIAS DAS PALAVRAS-CHAVE



Fonte: VOSviewer

Nota: O tamanho dos nós representa a relevância dos termos nos artigos. Já a espessura das linhas significa a força de ligação entre ele. Por fim, as cores indicam o número de grupos.

Por sua vez, a Figura 17 apresenta o mapa de coocorrências das palavras-chave mais utilizadas nos artigos. Destacam-se as palavras "*corporate hedging*", "*firm", "derivative"* e *"determinant".*

No que se trata das palavras-chave, a Lei de Zipf (1949) diz que há uma otimização no seu uso. Assim, estas não se dispersam. Ao contrário, há uma tendência de uso mínimo das palavras-chave, possuindo alta frequência de ocorrência. A primeira lei de Zipf afirma que série (r) de uma palavra o produto da ordem pela sua frequência de ocorrência (f) é aproximadamente constante (C), resultando na Equação 38:

$$r \times f = C \tag{38}$$

Para palavras com baixa frequência, Zipf (1949) propôs uma segunda lei, sendo revisada e modificada por Booth (1967). Segundo o autor, em um determinado texto, várias palavras, com baixa frequência de ocorrência, têm a mesma assiduidade – vide Equação 39:

$$I_n = 2I_1 / n\,(n+1) \tag{39}$$

Em que:
I_1 = número de palavras que têm frequência 1
I_n = número de palavras que têm frequência n
n = ponto de Goffman ou local de transição das palavras de baixa para as de alta frequência

As leis de Zipf (1949) definem as extremidades de uma lista de distribuição de palavras. Entre esses pontos extremos, há uma região de transição das palavras de alta para as de baixa frequência. Segundo Goffman (1971), nessa região estão as palavras de maior conteúdo semântico, sendo as mais adequadas para a indexação temática de um dado texto. Pao (1978) apresenta a fórmula do ponto T ou de transição de Goffman – vide Equação 3.

$$T = \left(-1+\sqrt{1+8I_1}\right) / 2 \tag{40}$$

Em que:
T = ponto de transição de Goffman
I_1 = número de palavras que têm frequência 1

A identificação do ponto T de Goffman ocorre mediante ordenamento decrescente das palavras-chaves pelo *software Rank Words*. Na sequência, foram identificadas aquelas que se repetem apenas uma única vez para cálculo do ponto T de Goffman. Depois, foram localizadas aquelas palavras acima da classificação indicada por esse ponto. A Tabela 18 indicou que, para os 14 artigos da amostra final,

esse ponto varia entre 21,82 (Wang, 2009) e 50,09 (Ramos et al., 2023) sendo que sua média é de 39,79.

TABELA 18

T DE GOFFMAN

Referência	T de Goffman
Henrique Pinto Ramos, Marcelo Brutti Righi, Pablo Cristini Guedes, Fernanda Maria Müller, 2023	50.09891
Emanuele Bajo, Massimiliano Barbi, Silvia Romagnoli, 2014	49.96038
Jörgen Blomvall, Jonas Ekblom, 2017	48.02061
Julia S. Mehlitz, Benjamin R. Auer, 2020	47.87613
Zhou, 2011	45.95697
Thomas Krabichler, Marcus Wunsch, 2023	45.04393
Massimiliano Barbi, Silvia Romagnoli, 2013	41.7167
Naceur Nague, 2018	40.70983
David E. Allen, Abhay K. Singh, Robert J. Powell, 2013	40.56397
Engle, 2001	38.54164
Evzen Kocenda, Michala Moravcová, 2019	31.53514
Arunanondchai, Sukcharoen, & Leatham, 2020	28.76175
Masato Ubukata, 2018	26.56012
Yi-Hsien Wang, 2009	21.82151
Média	**39.79769**

Fonte: *RankWords*

Na sequência, fez-se uma análise da região na qual estão as palavras mais aderentes ao tema principal do texto. Para tanto, foram excluídas aquelas que não são relevantes ao estudo – ex: preposições, artigos (in)definidos, pronomes, advérbios e numerais. Posteriormente, classificaram-se as palavras que possuíam maior frequência, conforme Tabela 19.

No artigo de Ramos et al. (2023), a palavra *risk* possui a maior frequência, repetindo-se 250 vezes num texto com 18.131 palavras. Entretanto, no total das 1.093 palavras de maior frequência, esta representa 22,87%, destacando-se em 3 dos 14 artigos da amostra final.

TABELA 19

CLASSIFICAÇÃO DE PALAVRAS - LEI DE ZIPF

Referência	Palavras-chave	Quantidade	Frequência
Henrique Pinto Ramos, Marcelo Brutti Righi, Pablo Cristini Guedes, Fernanda Maria Müller, 2023	*Risk*	250	22.87%
Jörgen Blomvall, Jonas Ekblom, 2017	*Cash*	131	11.99%
Julia S. Mehlitz, Benjamin R. Auer, 2020	*estimators*	119	10.89%
Naceur Nague, 2018	*Prtfolio*	88	8.05%
Thomas Krabichler, Marcus Wunsch, 2023	*Risk*	78	7.14%
Massimiliano Barbi, Silvia Romagnoli, 2013	*risk*	75	6.86%
Yi-Hsien Wang, 2009	*volatility*	75	6.86%
Arunanondchai, Sukcharoen, & Leatham, 2020	*futures*	74	6.77%
David E. Allen, Abhay K. Singh, Robert J. Powell, 2013	*VaR*	73	6.68%
Evzen Kocenda, Michala Moravcová, 2019	*volatility*	41	3.75%
Engle, 2001	*Variance*	37	3.39%
Masato Ubukata, 2018	*risk*	27	2.47%
Emanuele Bajo, Massimiliano Barbi, Silvia Romagnoli, 2014	*hedging*	24	2.20%
Zhou, 2011	*volatility*	1	0.09%
Total		**1093**	**100.00%**

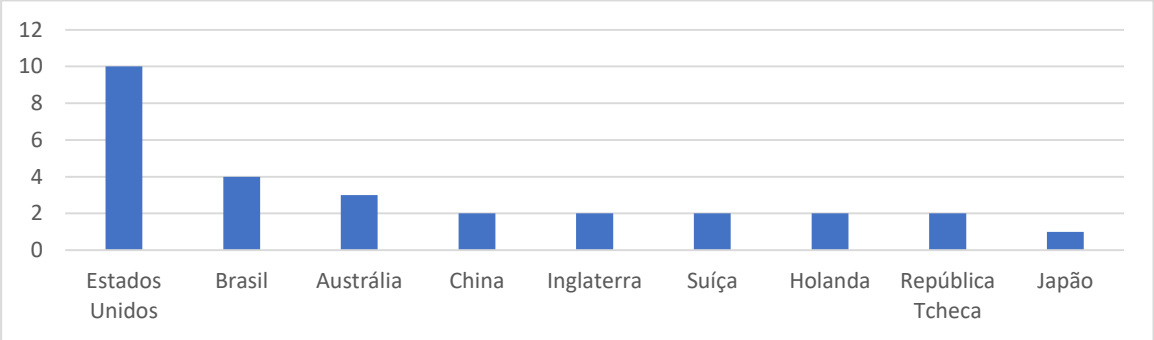
Fonte: RankWords

Com relação à autoria dos artigos, foram identificados 28 autores. Destes, 4 publicaram individualmente e 24 eram coautores.

A Figura 18 demonstra o *ranking* por ordem decrescente dos 8 países das instituições às quais os autores estão associados. Dos 28 autores, 10 (35,71%) estavam associados a instituições localizadas nos Estados Unidos; 4 (14,29%), no Brasil; 3 (10,71%), na Austrália; 2 (7,14%), na China; 2 (7,14%), na Inglaterra; 2 (7,14%), na Suíça; 2 (7,14%), na Holanda; 2 (7,14%), na República Tcheca, e 1 (3,57%), no Japão.

FIGURA 18

FREQUÊNCIA DOS ARTIGOS DOS PAÍSES DAS INSTITUIÇÕES ÀS QUAIS OS AUTORES ESTÃO ASSOCIADOS



Já, a Tabela 20 indica os periódicos em que os 14 artigos da amostra final foram publicados, por meio da aplicação da Lei de Bradford (1934). A lei afirma que há poucos periódicos que produzem muitos artigos e muitos periódicos que produzem poucos artigos sobre um determinado tema. Para Brookes (1969), a referida lei estima o grau de relevância de determinados periódicos acadêmicos, os quais atuam em áreas de conhecimento específica. Assim, caso os periódicos fossem classificados por ordem decrescente de produtividade, eles poderiam ser distribuídos em zonas que possuíam uma variação na proporção 1: n: n^2 e assim por diante.

Referidas zonas foram formadas ao dividir o total de artigos publicados por dois. A zona A identificou-se como o *core* dos assuntos, sendo constituída pelos periódicos com mais de uma referência, destacando-se o *Journal of Banking & Finance* e *Risks*. Já a zona B apresentou os periódicos com apenas uma única publicação.

TABELA 20

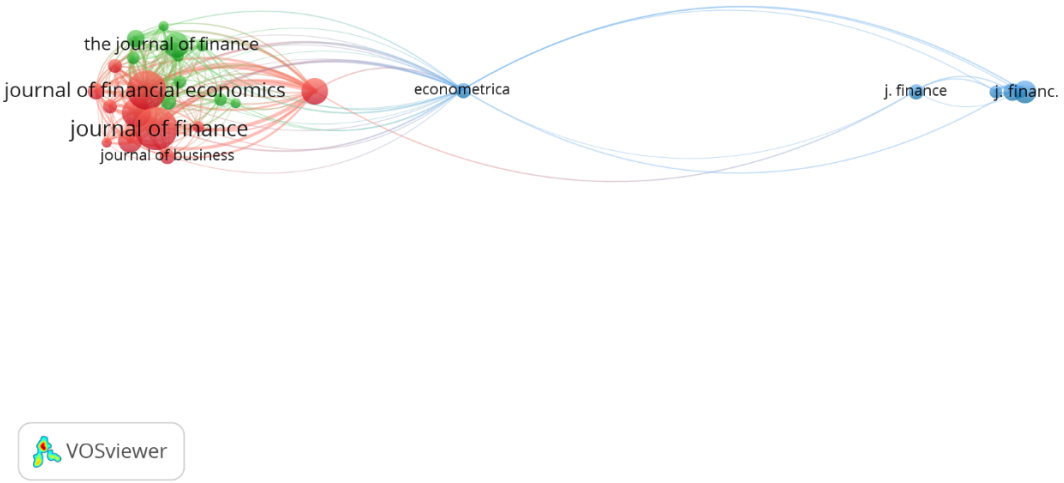
LEI DE BRADFORD SOBRE OS PERIÓDICOS

Zona	Referências	Quantidade Individual	Quantidade Acumulada	Percentual de Acumulação
	Annals Operations Research	2	2	14.29%
Zona A	*North American Journal of Economics and Finance*	2	4	28.57%
	Expert Systens with Applications	1	5	35.71%
	The Journal of Risk Finance	1	6	42.86%
	Financial Markets and Portfolio Management	1	7	50.00%
	The Journal of Futures Markets	1	8	57.14%
	Expert Systems with Applications	1	9	64.29%
Zona B	*Journal of Commodity Markets*	1	10	71.43%
	Journal of International Financial Markets, Institutions & Money	1	11	78.57%
	Journal of Economic Perspectives	1	12	85.71%
	International Review of Economics and Finance	1	13	92.86%
	Journal of Future Markets	1	14	100.00%

A Figura 19 apresenta a rede de cocitação entre os periódicos da amostra final de 14 artigos. Os mais citados são *Journal of Finance*, *Journal of Finance Economics* e *Econométrica*. Destes 3, nem um se destaca na Tabela 7. Tal fato denota que não necessariamente os periódicos que mais publicaram sobre um determinado tema sejam os mais citados, caracterizando a relevância dos artigos.

FIGURA 19

MAPA DE COCITAÇÃO ENTRE PERIÓDICOS



Nota: O tamanho dos nós representa a relevância dos termos nos artigos. Já a espessura das linhas significa a força de ligação entre estes. Por fim, as cores indicam o número de grupos.

B - Revisão sistemática

A revisão sistemática da literatura buscou identificar as lacunas do conhecimento relacionadas ao tema deste estudo – as relações entre *hedging* e gestão de riscos. Para tanto, na Etapa 6 do Item 4.1 – Análise Bibliométrica e Revisão Sistemática da Literatura, foi definida uma matriz de (sub)categorização – vide Figura 12. Para cada um dos 14 artigos da amostra final, houve a identificação de até 3 subcategorias por categoria. Assim, a contagem de frequência foi feita em relação ao total das subcategorias e não sobre o total dos 14 artigos.

A Figura 20 destacou as subcategorias com maior e menor frequência – aquelas que tinham potencial para serem priorizadas em pesquisas futuras. Na categoria 1, o tema que estudou a Gestão de Riscos e comparou as medidas de risco VaR e ES (A - B) é o que menos se destaca na amostra final, havendo oportunidade para a análise de Mensuração de Riscos e de *Hedge* (C-D). Quanto às teorias que suportam o estudo, a comparação do *hedging* e a gestão de riscos ganhou o maior destaque a Teoria da Probabilidade, com 45% (A). Assim, outras teorias puderam ser investigadas – a

do Valor Extremo, com 30% (B), a do Portfólio, com 20%(C), e outros, com 5% (D).

Sobre os métodos de pesquisa, a categoria 3 indicou que 45% das subcategorias estavam relacionadas a estudos de caso (C). Outras 40%, referiram-se a modelos econométricos (B). Apenas 10% mencionaram a aplicação de questionários (A). A investigação empírica mostrou que dados financeiros reais são caracterizados quase onipresentemente por eventos extremos e que grandes perdas ocorreram com uma frequência que uma distribuição normal é incapaz de prever.

Quanto aos métodos de avaliação, a categoria 4 avaliou que 35% dos artigos adotavam a avaliação quantitativa com dados de séries temporais (D). Já a avaliação teórica e conceitual (A) foi considerada em 20% dos estudos.

A avaliação quantitativa com dados em corte transversal (C) respondeu por 15% dos métodos de avaliação aplicados na amostra de artigos. As avaliações quantitativas por dados em painel (E) respondeu por 10% da amostra coletada; as avaliações por simulação com métodos computacionais (F), e as avaliações por estudo de caso (F) responderam por 5% cada da amostra coletada.

A estatística paramétrica foi utilizada e demonstrada na categoria 5. Nesta, foi constatado que 65% dos artigos analisados utilizaram-se do método não paramétrico (B). Deste modo, utilizaram-se do método paramétrico (A) 35% dos artigos da amostra.

Por sua vez, a categoria 6 apresentou as medidas de riscos utilizadas nos artigos. Esta categoria resumiu-se em dois tipos de medidas de risco, que são o VaR(A) e o ES(B). Como a pesquisa buscou tratar do *hedging* e as suas relações com a gestão de riscos, os mensuradores de riscos foram importantes para medir a necessidade e efetividade do *hedging*.

Quanto aos métodos estatísticos, a categoria 7 indicou que 80% (A) dos artigos se utilizaram de regressões múltiplas, como método estatístico para as suas análises, enquanto apenas 10% (B) dos artigos se utilizaram de regressões simples. Sobre a origem dos dados (8), 65% da amostra referiu-se a trabalhos feitos com dados de países desenvolvidos e emergentes (C); 30% com, exclusivamente, dados de países desenvolvidos (B), e 5% com, exclusivamente, dados de países emergentes. Destacando-se o período de análise (9), os artigos que analisaram dados referentes a períodos de até 5 anos (A) responderam por 35% dos artigos analisados. Por um lado, artigos que não informaram o período de estudo (D), somaram 30% do total; já, por outro lado, artigos que estudaram período maior de 10 anos (C), totalizaram 20% e os artigos que trataram de períodos que variavam entre 6 e 10 anos (B), responderam por 15% dos artigos da amostra.

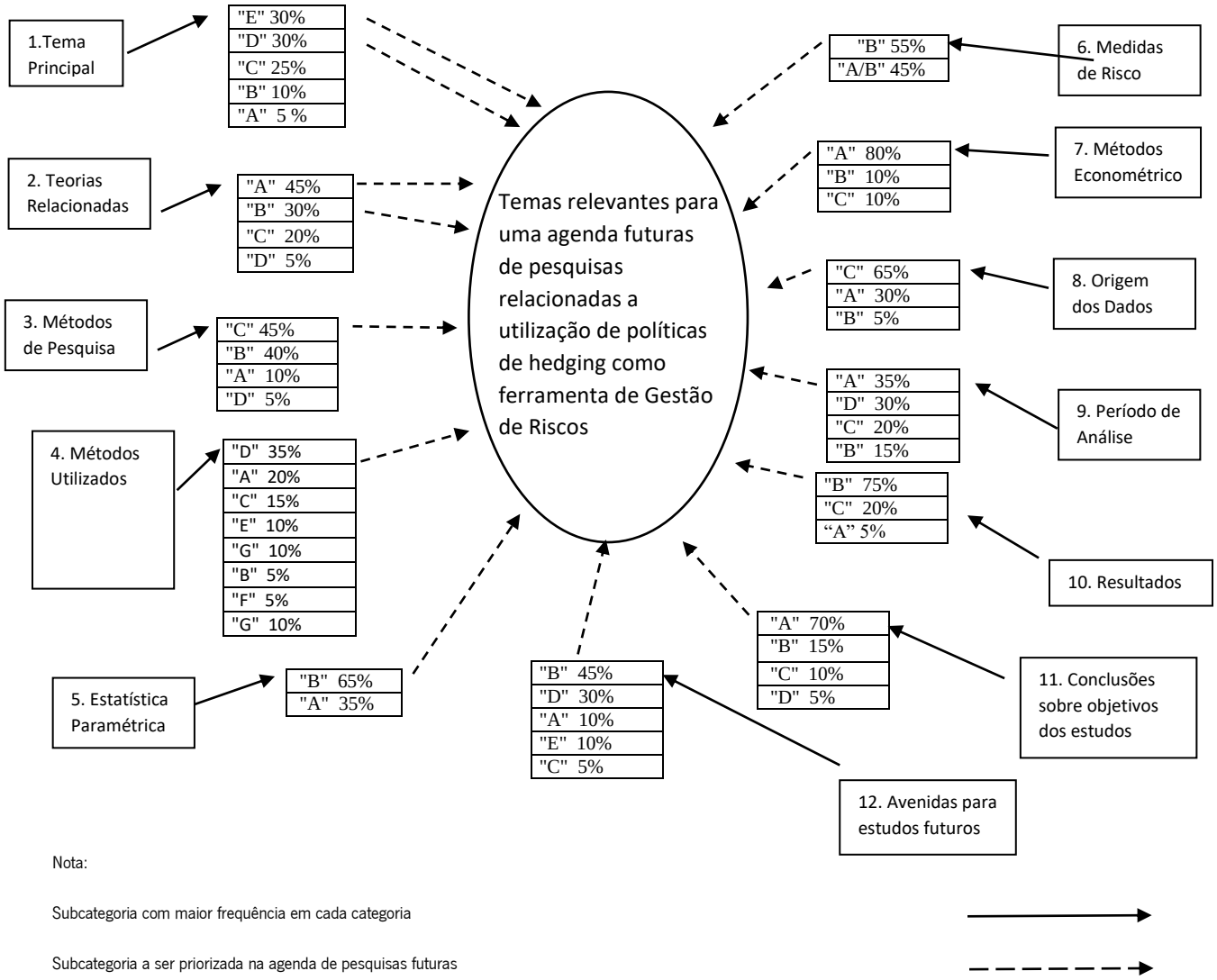
A categoria 10 indicou as avenidas para estudos futuros ou lacunas do conhecimento, segundo a perspectiva dos autores dos 14 artigos da amostra final. Em 75% das subcategorias, os autores sugeriram apresentação de novas conclusões – ajustes nos modelos tradicionais de análises, metodologias de Gestão de Riscos, qualidade das informações geradas, importância dos impactos resultantes e assim por diante (B). Outros 20% indicaram conclusões semelhantes a trabalhos anteriormente apresentados (C), que são estudos que não apresentaram novas perspectivas, nem novas conclusões. E os últimos 5% apresentaram uma nova teoria, variável/proxy ou método de análise do *Hedging* (A).

No que se refere à categoria 11, que tratou das conclusões sobre objetivos dos estudos, que, em 70% das subcategorias, os autores confirmaram o objetivo principal dos seus respectivos artigos(A). Outros 10% não confirmaram o objetivo principal dos seus respectivos artigos (B). Em outros 10% da amostra de artigos selecionados, não se identificaram resultados conclusivos em relação ao objetivo principal (C) e, por fim, em 10% da amostra não se aplicaram este tipo de questionamento (D).

E por fim, a categoria 12, que tratou das avenidas para estudos futuros, reconheceu que 45% dos artigos selecionados, na amostra final, tratava sobre novas medidas de risco baseadas na valores extremos (B), 30% da amostra mencionavam políticas de *hedging* (D), 10% se referiram à efetividade do *hedging,* 10% retrataram outras aplicações do *hedging* ou não comentadas pelo autor (E), e 5%, sobre regressões do *hedging* em diferentes mercados (C).

FIGURA 20

ANÁLISE DE (SUB) CATEGORIAS PARA IDENTIFICAR LACUNAS DE CONHECIMENTO



C. Conclusão

Em instituições financeiras, uma medida de risco que não foi corretamente computada e interpretada poderá levar a catástrofes devido à má gestão de controle e de compreensão inadequada dos riscos associados. Desta maneira, foi importante ter uma abordagem holística em termos de riscos, incluindo: (a) o conhecimento da distribuição apropriada; (b) as escolhas de diferentes medidas de risco, e (c) uma abordagem espectral em termos de níveis e uma análise dinâmica.

Políticas de *hedging* têm-se tornado cada vez mais importantes no mercado financeiro e não

financeiro, tanto para assegurar o retorno dos investimentos, como pelo impacto que o mercado cambial tem nas importações e exportações.

A amostra inicial foi composta por 25 artigos que, após a adoção dos critérios de exclusão mencionados no ítem 1.3. Metodologia, a amostra final ficou reduzida a 14 artigos, sendo obtidos das bases de dados da *Scopus* e *Science Direct.* A análise bibliométrica apresentou dados quantitativos por meio de: (a) gráficos; (b) mapas de relacionamento, e (c) tabelas sobre as principais dimensões e leis da bibliometria, a saber: palavras-chave – lei de Zipf (1949), periódicos – Lei de Bradford (1934). Tais verificações ocorreram pelos *softwares VOSviewer e Rank Words*. Por sua vez, a revisão sistemática identificou a frequência das (sub)categorias definidas para a amostra final. Esta verificação permitiu a percepção das combinações de subcategorias que são passíveis de investigações futuras.

Como resultado da análise bibliométrica, as palavras *risk, cash e estimators* foram as de maior frequência. Já os periódicos que mais se destacaram, na amostra final, foram: *Annals Operation Research* e *North American Journal of Economics and Finance*.

Quanto à revisão sistemática, a análise se deu via identificação da frequência das subcategorias descritas no Quadro 4, sintetizadas na Figura 7. Para o *Hedging*, o tema de gestão de riscos se destacou, considerando o fato de que esse instrumento ganhou importância desde a última reunião de Basiléia. Quanto às teorias que norteiaram sua avaliação, estavam as de probabilidade e valor extremo. Outra preocupação referiu-se à forma de obtenção e de tipos de dados para *inputs* nos modelos de avaliação. Por se tratar de uma metodologia de cálculo, o *hedging* foi tratado, nos artigos, de forma majoritariamente, mediante estudos de caso e modelos econométricos. Quanto aos métodos de avaliação de utilizados, destacaram-se os métodos quantitativos com dados de séries temporais. Sobre a estatística paramétrica utilizada nos artigos, a estatística não paramétrica foi amplamente superior à estatística paramétrica. No que se trata da origem dos dados, a maior parte dos trabalhos retrataram ambos os países emergentes como os desenvolvidos.

Quanto às limitações deste estudo, ressaltaram-se os resultados obtidos que se restringiram aos artigos disponibilizados pela *Scopus* e *Science Direct*. Assim, para evolução desta pesquisa, sugeriu-se a adoção de critérios mais específicos relacionados ao *hedging,* tais como: (i) a análise de assertividade da mensuração de risco em cenários extremos; (ii) a efetividade da gestão de riscos neste novo cenário; (iii) as possibilidade de práticas de política de *hedge,* e (iv) utilização de derivativos, etc.

O *hedging*, dentro da realidade brasileira, foi e é uma ferramenta de gestão de riscos apropriada para a sua aplicação no agronegócio e, como ferramenta para política de riscos, pôde

utilizar-se dos derivativos. É importante ter os mensuradores de risco, tais como o VaR e o *Expected Shortfall* na formulação da estratégia de *hedging*. Em conjunto com o VaR, que demonstra, dado certo grau de confiança, o pior resultado possível, o ES veio a demonstrar, caso este intervalo de confiança fosse extrapolado, a média dos resultados possíveis. As duas últimas crises econômicas mundiais, a do *Subprime* e a atual, a da pandemia, foram eventos em que os resultados ultrapassaram o intervalo de confiança do VaR, fazendo-se uso do ES.

E, por fim, dado o tema descrito e a sua aplicabilidade no Brasil, dois dos artigos levantados para esta pesquisa mereceram destaque (1) o artigo *Dynamic hedging performance and downside risk: Evidence from Nikkei index futures* (Ubukata, 2018), que traz uma perspectiva prática para o tema, pois após o levantamento de dados de derivativos, foi possível montar estratégias de *hedge*; e, ainda, (2) o artigo *A Copula-Based Quantile Risk Measure Approach to Estimate the Optimal Hedge Ratio* (Barbi & Romagnoli, 2013), que trata sobre a taxa ótima de *hedging*.

4.2 Revisão da Literatura

As empresas têm como foco as suas operações e os seus resultados operacionais, sendo as questões financeiras relegadas a resultados não operacionais com menor importância. Contudo, como uma organização com fins lucrativos, os acionistas dessas empresas demandam pelos resultados financeiros, que sofrem forte influência dos cenários macroeconômicos. Para proteger-se de grandes variações, as empresas adotam estratégias de *hedging* ou contratam esse serviço de instituições financeiras.

A importância do *hedging* é justificada por várias questões que implicam: (i) custos de desastres financeiros; (ii) funções de tributação convexas; (iii) financiamento externo caro; (iv) assimetria informacional entre empresa e acionistas e, até mesmo, (v) funções que estavam fora do escopo dos valores da empresa (Blomvall & Ekblom, 2017).

As crises econômicas-financeiras que aconteceram nos últimos tempos produziram, entre outros efeitos, um dramático aumento da volatilidade dos ativos. Nessas circunstâncias, é fundamental, para as empresas, aplicar estratégias efetivas de *hedging* para evitar consequências disruptivas de saltos nos preços. Como evidência desta relevância, os últimos 40 anos de gestão de riscos atraíram a atenção da literatura financeira, que tem investigado a teoria e prática do *hedging* empresarial. Dentre esses estudos, as motivações teóricas do *hedging* foram investigadas pelos acadêmicos, as determinantes empíricas para as empresas se protegerem contra os riscos financeiros e as

ferramentas disponíveis para este propósito –principalmente derivativos (Bajo, Barbi, & Romagnoli, 2014).

O objetivo geral do artigo foi mostrar e justificar a importância do *hedging* fora do mercado financeiro e, como objetivo específico, propôs-se a calcular os valores do *hedging* ótimo, em um cenário de variação cambial, tendo como base a Teoria dos valores extremos.

A Crise Financeira Global (*Global Financial Crisis* – GFC) de 2007 e o desenvolvimento do mercado financeiro europeu demonstraram os desafios que existem em relação ao gerenciamento de riscos e os riscos de *hedging* (Allen, Singh, & Powell, 2013).

O mercado financeiro desenvolveu ferramentas que auxiliam na mensuração do risco e essas ferramentas estão em constante evolução. O *Value at Risk* (VaR), como uma ferramenta bem aceita pelo mercado devido à sua simplicidade, tem boa aceitabilidade, além do mercado, na academia. O VaR é uma medida que mede a máxima perda esperada, dado um período e um nível de significância, de acordo com Ramos et al. (2023), mas o VaR não atendeu certas propriedades importantes da subaditividade e da convexidade. Desta forma, o *Expected Shortfall* (ES) surgiu como uma ferramenta capaz de suprir as falhas do VaR em relação a essas falhas (Mehlitz & Auer, A Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall, 2020).

A volatilidade das taxas de câmbio se tornou objeto de pesquisa desde a introdução do modelo Condicional Heteroscedástico Autoregressivo Generalizado (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* - GARCH). O modelo GARCH foi inserido por Bollerslev e é um modelo que segue a média ponderada dos quadrados dos resíduos, porém com uma ponderação declinante que nunca encosta no zero (Engle, 2001). Logo depois, vieram os modelos de Correlação Condicional Constante (*Constant Conditional Correlations*) e os modelos de Correlação Condicional Dinâmica (*Dynamic Conditional Correlation*). O modelo DCC permite a modelagem de correlações dinâmicas variantes no tempo entre as séries temporais. Os modelos multivariados de GARCH podem ajudar a capturar a dinâmica do risco sistêmico e os movimentos das variantes no tempo podem melhorar a performance da alocação ótima de ativos (Kocenda & Moravcová, 2018).

Neste sentido, o risco ganha certa importância, tanto na academia, como com os praticantes em finanças. Entretanto, a literatura que trata sobre o gerenciamento de risco no câmbio internacional aborda um fluxo de caixa já conhecido. Então, um *hedge* ótimo de um fluxo de caixa simples já conhecido, com uma taxa fixada por contratos futuros e exposição ao câmbio entre moedas internacionais, mostram-se próximas, mas não necessariamente com correlações iguais a um. Caso

haja um fluxo de caixa incerto, a taxa de *hedge* que minimiza a variância do volume negociado e da carteira de futuros é derivada. (Blomvall & Ekblom, 2017). O *hedge* vai ao encontro da moderna teoria de carteiras, ao expor que os investidores têm aversão ao risco e eles buscam maximizar a relação entre risco e retorno, ou seja, é uma ferramenta que busca resolver a questão de que, para atingir o sucesso, deve-se tomar mais risco (Krabrichler & Wunsch, 2021).

Os movimentos de volatilidade e as repercussões no mercado financeiro são fundamentais para a identificação do risco sistêmico. O aumento da integração dos mercados financeiros pela globalização gera: (a) necessidade de examinar os movimentos de volatilidade; (b) repercussões entre os mercados emergentes e os mercados desenvolvidos; e (c) ao contrário dos mercados emergentes, a maior parte da literatura dá preferência aos estudos focados em mercados desenvolvidos, onde a movimentação de câmbio é bem desenvolvida (Kocenda & Moravcová, 2018).

O gerenciamento de riscos lineares envolve custos de *hedging* e este tipo de otimização de escolha de contrato de *hedge* envolve a limitação orçamentária da empresa. No caso do *hedging* linear, por um ângulo, a abordagem mais comum é minimizar a variância da posição *hedgeada,* computando a mínima variância da taxa de *hedging*. Por outro ângulo, esta abordagem não se aplica ao *hedging* não linear, que combina posições de exposição e posições com derivativos. No *hedging* linear, a posição *hedgead*a não tem risco direcional e nem potencial de ganhos e perdas que compensem a variação nos valores dos derivativos em uma posição não *hedgeada.* Pelo *hedging* não linear as empresas podem escolher um limite inferior de perdas, mas o direito de exercer o contrato de derivativos deixa o potencial de ganhos inabalado (Bajo et al. 2014).

Para tanto, a operação de *hedging* oferece a oportunidade ao investidor de eliminar ou diminuir o seu risco de perda na operação. Mas, ao mesmo tempo, por ser uma operação com derivativos, esta oferece ao investidor a oportunidade de alavancar a sua operação financeira, potencializando os lucros ou prejuízos financeiros. O ideal é que este consiga atingir a uma taxa que este consiga proteger o financeiro sem prejudicar a sua operação. A taxa de *hedging* ótima depende da determinação do valor da medida de risco que o tomador de risco objetiva tomar, a fim de minimizar a variância dos retornos das posições hedgeadas que normalmente são consideradas. A taxa de *hedging* de mínima variância pode ser um processo de média variância, que é igual à taxa de covariância entre o preço *spot* e os retornos futuros na variância dos retornos dos futuros. Na comparação entre as abordagens de *hedging* condicional e de *hedging* incondicional, muitos estudos mencionam que, tanto os modelos de *hedging c*ondicional, como os modelos do tipo GARCH, reduzem efetivamente a

variância dos retornos da carteira de *hedging* (Ubukata, 2018). Por outro lado, muitos estudos que tratam do retorno financeiro mostram que a abordagem de média variância não é ideal para avaliar os riscos e performance de ativos e fundos de *hedge* específicos. Ao invés disso, a distribuição desses retornos dos ativos pode ter assimetria negativa e excesso de curtose, o que leva à conclusão de que, para este tipo de ativo, o desafio não está apenas nos primeiros dois momentos, mas também em momentos mais avançados. O comportamento dos retornos não gaussianos mostra que a seleção de uma família de distribuição deve ter flexibilidade o suficiente para considerar a assimetria e a curtose necessárias (Naguez, 2019).

Uma posição não linear pura representa um problema para muitos tipos de empresas expostas a riscos de mercado. Empresas do ramo de agronegócios, por exemplo, sofreram muito com as incertezas de mercado. Um fazendeiro pode, por exemplo, contratar um *hedge* para assegurar o preço de uma certa quantidade de commodities que ele produz, mas é muito difícil antecipar e proteger o total do valor da quantidade produzida. Quando se trata de câmbio, exposições não lineares, estes podem trazer ganhos ou perdas, dependendo das variações dos preços das taxas negociadas. Quando o fluxo de caixa está em moeda estrangeira, a depreciação da moeda local gera um lucro em fluxo de caixa e uma tendência de elevação nas exportações. Este efeito duplo cria uma exposição de uma função não linear da taxa de câmbio. Ao mesmo tempo, exposições não são mais lineares se as empresas exportadoras adotam a estratégia de marcação a mercado durante as fases da apreciação das fases do câmbio internacional. Se a exposição do risco não linear motiva o uso de derivativos com propósito de *hedging,* o entendimento de como os derivativos deveriam ser utilizados para minimizar o risco da posição de *hedge* é um problema ainda não resolvido (Bajo et al., 2014).

As pesquisas mais promissoras no campo da gestão de riscos estão preocupadas com a determinação da taxa ótima de *hedge* (OHR), ou seja, o tamanho "adequado" da posição para ser mantido no mercado futuro para proteger uma posição oposta no mercado à vista. Assim, a definição de risco está associada à volatilidade dos retornos dos ativos. Logo, a abordagem do *hedge* consiste em escolher a proporção de *hedge* que minimiza a variância dos retornos da posição *hedgeada* (Barbi & Romagnoli, 2013).

A taxa ótima de *hedge* depende da determinação da medida de risco alvo que o *hedger* deseja minimizar, cuja variância dos retornos na posição *hedgeada* é considerada. A taxa de *hedge* de mínima variância tem uma solução analítica no procedimento de média variância que é igual à taxa de covariância entre os retornos *spot* e futuros na variância nos retornos futuros (Ubukata, 2018).

O modelo DCC é usado para estimar as volatilidades, covariâncias e correlações variáveis no tempo de vários ativos. O modelo DCC oferece diversas vantagens em relação à correlação simples. Ele é tratado com parcimônia em relação a muitos modelos de MGARCH, já que diferentes tipos de eventos são caracterizados por diferentes tipos de repercussões. Enquanto a GFC se caracterizou por repercussões de volatilidades positivas no câmbio, a crise da dívida da UE gerou repercussões de volatilidades negativas no câmbio. O modelo DCC também é flexível ao permitir a estimação de volatilidades variantes no tempo, covariâncias e correlações de vários ativos no decorrer do tempo (Kocenda & Moravcová, 2018).

A estimação das taxas de *hedging* ótimo condicional para minimizar o VaR e o ES utiliza modelos econométricos sofisticados com as dinâmicas dos retornos *spot* e futuros dos câmbios das moedas. As duas medidas de riscos são casos da classe de medidas de riscos baseadas em quantis, definidas como ponderação das médias de quantis da distribuição dos retornos de probabilidade. A volatilidade condicional e a correlação condicional são levadas em conta em uma distribuição de retornos leptocúrtica e assimétrica.

O trabalho de Ubukata (2018) trata de uma estratégia de *hedging* contra risco de queda condicional para minimizar o VaR e o ES dos retornos de uma carteira. São estimados os rácios ótimos de *hedging* para os riscos de queda baseados nas abordagens paramétricas, em que os modelos DCC-GJR foram utilizados nas projeções dos retornos japoneses dos índices da Bolsa e do mercado futuro. Eles chegaram à conclusão de que as abordagens condicionais superam as abordagens incondicionais. As abordagens condicionais tendem a ser predominantes na estimação do rácio ótimo de *hedging* para o VaR e para o ES com maiores intervalos de confiança. Seguindo este modelo, é possível simular a distribuição de retornos condicionais *spot* e futuros e usar o modelo estimado para calcular o rácio ótimo de *hedging* (Ubukata, 2018). O modelo consiste em uma Correlação Condicional Dinâmica (DCC) de um modelo GJR.

4.3 Metodologia

Uma das principais funções dos contratos de futuros é gerenciar os riscos, montando operações de *hedging* sobre determinado ativo *spot*. A determinação do rácio ótimo de *hedging,* definido como o rácio de posições de futuros por unidade na posição *spot*, afeta a performance das carteiras *hedgeadas*. O rácio ótimo de *hedge* depende da determinação da medida de risco que o

hedger deseja minimizar, que considera variância dos retornos da posição hedgeada (Ubukata, 2018) . Como o foco é a utilização das medidas de risco como parâmetro para o *hedging*, este artigo considerou o *hedging* com futuros para reduzir os riscos negativos de operações cambiais, assumindo uma posição compensatória em futuros de câmbio. Assim, o rácio ótimo de *hedge* foi a proporção da posição no mercado de futuros em relação à posição à vista por unidade, de modo que cada medida, alvo de risco descendente, tal como o *Value at Risk* (VaR) e o *Expected Shortfall* (ES), dos retornos da carteira hedgeada seja minimizada. Nesta parte, apresentaram-se os métodos de estimação para os índices de *hedge* mínimos condicionais para o VaR e ES, empregados nesta análise empírica como estratégia de *dynamic hedging.*

O modelo de *Dynamic Conditional Correlation* (DCC) assessora a evolução da movimentação paralela entre os câmbios dos diferentes países. Usando esse modelo, foi possível determinar quando a correlação dinâmica entre as taxas de câmbio aumentou, estabilizou ou diminuiu dentro do período. O modelo de DCC ofereceu várias vantagens em relação à análise de correlação simples, tais como: (i) a parcimônia comparada aos modelos de GARCH multivariado, e (ii) a flexibilidade por conta da estimação das volatilidades, covariantes e correlações de vários ativos variantes no tempo. Em conjunto, foi utilizado o modelo GJR, que é um modelo TARCH e que se esperou ter previsões melhores entre os modelos assimétricos e entre os modelos de previsão GARCH de um ou de multiestágios (Monfared & Enke, 2014). Foram propostas abordagens condicionais construídas a partir da estimação de modelos multivariados de volatilidade condicional sob distribuições assimétricas e leptocúrticas para os retornos condicionais dos ativos.

As cotações reunidas para o tratamento de dados e as análises empíricas foram coletadas pelas cotações *spot* do Banco Central do Brasil nas datas entre 20 de dezembro de 2017 a 18 de abril de 2024. Para os preços de futuros, foram coletados os históricos dos futuros de cada câmbio escolhido para análise pelo mesmo período no site da *Investing*.com. O período foi selecionado por cobrir o evento da pandemia que, além de aumentar as chances de verificar o atingimento do ES, é um evento próximo o suficiente para que seus efeitos fossem refletidos no mercado futuro de câmbio.

Com os retornos logarítmicos diários dos preços *spot* e dos preços futuros, pôde-se calcular as medidas de risco, ou seja, o VaR e o ES. Estes foram e são importantes, pois são os limitadores de risco. A fim de estimar um método para *hedge* de risco condicional de perda, calcularam-se os retornos logarítmicos diários dos preços *spot* e futuros, considerando-se R_s os retornos de *spot* e R_f os retornos de futuros. A notação t+1 representou o período imediatamente posterior ao período t de referência.

Desta forma, obteve-se R_{t+1} = $R_{s,t+1}$ - $x_{t+1}R_{f+1}$, onde R_{t+1}significou o retorno no período seguinte ao estabelecido por R_t. O VaR foi representado por $VaR_{\alpha,t+1} = -q_{t+1}(\alpha)$, onde $q_{t+1}(\alpha)$ é o quantil percentual dos retornos da operação de *hedging*. Já o ES pôde ser representado por $ES_{\alpha,t+1}(\alpha) = \frac{1}{\alpha}\int_0^{\alpha} q_{t+1}(p)dp$. Este correspondeu às Medidas de Risco baseadas em Quantis (QRM – *Quantile-based Risk Measures*) - $QRM_{t+1} = -\int_0^1 \phi\, q_{t+1}(p)dp$ com $\phi(p)$, tendo a mesma ponderação de $\frac{1}{\alpha}$ se $p \leq \alpha$ ou zero, caso $p > \alpha$. (Ubukata, 2018).

A metodologia para medir a efetividade do *hedging* foi tratada por Arunanondchai, Sukcharoen, & Leatham , ao medir uma janela para a operação de *hedging*. Estes selecionaram uma janela de 250 dias para medir a efetividade do *hedging* para os próximos 250 dias. Esta efetividade foi medida como uma redução percentual no risco da posição não-*hedgeada* (spot) comparada à posição *hedgeada* com futuros. E, para conseguir medir a efetividade do *hedging* deste valor de redução percentual no risco, utilizou-se a seguinte equação:

$$EH = \left(1 - \frac{MR(R^{h^*,tipo})}{MR(R^{0,tipo})}\right) \times 100 \qquad (41)$$

Onde $R^{h^*,tipo}$ é o retorno ótimo da carteira, $R^{0,tipo}$é o retorno da carteira sem o *hedge* e MR(.) é a Medida de Risco. Estes consideram, para as duas medidas de risco caudal, os seguintes níveis de confiança: VaR (90%, 95% e 99%) e ES (90%, 95% e 99%). Então, estes passam a mover a janela de 250 dias em um dia e vão calculando a média da efetividade do *hedging* para cada instrumento de *hedging*.

Acompanhou-se a metodologia de Ubukata (2018), por ele também trabalhar com o mercado futuro em seu artigo. Ele começou com algumas notações e propôs um método de estimativas para o rácio de risco de *hedge* contra prejuízos condicionais.

Ubukata (2018) calculou o rácio ótimo de *hedging* do VaR semiparamétrico e do ES semiparamétrico em uma abordagem de rebalanceamento diário. Baseado neste rebalanceamento diário, foi importante também testar o rebalanceamento mensal, que pôde reduzir os custos de transação, dado o menor volume de operações. A abordagem de simulação histórica foi usada para estimar o rácio de *hedge* incondicional não paramétrico. Para implementar a abordagem condicional com sofisticados modelos econométricos, descreveu-se a dinâmica dos retornos *spot* e futuros, a

volatilidade condicional e correlação condicional, levando-se em conta as distribuições dos retornos assimétricos e leptocúrticos. Assim, foi possível simular a distribuição dos retornos condicionais dos *spots* e futuros, usando o modelo estimado e resolver o risco de rácio de *hedge* ótimo contra perdas numericamente, sem nenhuma aproximação. Este modelo consiste na correlação dinâmica condicional (DCC)-GJR de distribuição t assimétrica para a distribuição de retornos. Ele investigou o valor incremental das medidas de covariância realizada nos *hedging* de futuros a fim de evitar que se atinja um ponto da distribuição com elevada variância. Desta forma, os estudos empíricos se concentraram no *hedging* de mínima variância.

Considerou-se $R_{s,t}$ o retorno logaritmo do preço *Spot* e $R_{f,t}$ o retorno logaritmo do preço futuro, ambos dentro do período que compreende t-1 a t. R_{t+1} são os retornos da carteira hedgeada no período t+1 a partir de uma posição *spot long* e uma proporção de posição *short* de x_{t+1} em futuros, de tal forma que $R_{t+1} = R_{s,t+1} - x_{t+1}R_{f+1}$.

Para a estimação do rácio de risco ótimo de *hedge* para a perda condicional mínima, foram considerados os retornos diários das cotações dos spots e futuros e a dinâmica da volatilidade sobre distribuições de retorno distorcidas e leptocúrticas. Assim sendo, os retornos diários dos *spots* e futuros puderam ser representados por:

$$R_{s,t} = \mathbb{E}[R_{s,t} \mid F \quad t\text{-}1] + \varepsilon_{s,t} , \quad R_{f,t} = \mathbb{E}[R_{f,t} \mid F \quad t\text{-}1] + \varepsilon_{f,t} \qquad (42)$$

onde $\mathbb{E}[R_{s,t} \mid F \quad t\text{-}1]$ e $\mathbb{E}[R_{f,t} \mid F \quad t\text{-}1]$ foram as expectativas condicionais de $R_{s,t}$ *e* $R_{f,t}$ de informação do dia t-1. Supondo que essas expectativas condicionais dos retornos dos ativos foram zero porque a hipótese nula teve média zero e as autocorrelações dos retornos não foram rejeitadas na aplicação empírica. $\varepsilon_t \equiv (\varepsilon_{s,t}, \varepsilon_{f,t})' = H_t^{1/2} z_t$, onde $z_t \equiv (z_{s,t}, z_{f,t})'$ foi um vetor de variáveis aleatórias independentes com média zero e uma variação de matriz de variância de identidade. H_t foi uma matriz de covariância condicional de ε_t. Para a volatilidade condicional e especificações de correlação, utilizou-se o DCC-GJR (1, 1). Ademais, conseguiu-se medir a correlação entre as cotações *Spot* e Futuro. Para esses cálculos, foi utilizado o *software Oxmetrics*.

Para a distribuição de retornos padronizados z_t, assumiram-se distribuições t assimétricas para capturar a distribuição de retornos ativos financeiros assimétricos e de caudas gordas. Essas distribuições t assimétricas, combinadas com modelos GARCH, foram úteis para modelar os retornos de ativos, especialmente para projeções de VaR das carteiras. A assimetria e curtose dos retornos de

ativos financeiros foram importantes na estimação do risco mínimo de perda do rácio de *hedge* (Ubukata, 2018). A distribuição t simétrica foi baseada no rácio variável normal simétrica e uma variável chi quadrado. A densidade bivariada padronizada se deu por:

$$f(z_t \mid \nu, \varsigma) = 2t_2(z_t; \nu, \varsigma)\, T_1 \left\{\delta^T D^{-1}(\, z_t \, - 1) \left(\frac{\nu + 2}{Q_{z_t}+\nu}\right); \nu + 2 \quad , \right\} \qquad (43)$$

onde $T_1\{.; \nu + 2\}$ foi a função escalar da distribuição t com $\nu + 2$ graus de liberdade, $t_2(z_t; \nu, \varsigma) = \frac{1/2\Gamma[(\nu+2)/2]}{|\Omega| \quad (\pi\nu)\Gamma[\nu/2]}$ e $Q_{z_t} = (z_t - \, i)^T \Omega^{-1}(z_t - \, i)$. $\mathbf{\Gamma}[.]$ é a função gama.

Definiu-se $\varsigma = D^{-1}\delta$, onde D foi a matriz diagonal com a raiz quadrada dos elementos da diagonal de Ω:

$$\Omega = \frac{\nu-2}{\nu} \left\{I_2 + \frac{1}{\varsigma^T} \left[-1 + \frac{\pi\Gamma[\nu/2]^2 0\nu-2)\varsigma^T\varsigma)}{2\varsigma^T\varsigma(\nu-2)(\pi\Gamma[\nu/2]^2 - (\nu-2)\Gamma[(\nu-1)/2]^2)}\right. \right. (-1+K) \left. \left. \varsigma\right]\varsigma^T \quad ,\right\} \qquad (44)$$

$$K = \sqrt{1 + \frac{4\nu(\nu-2)\,(\pi\Gamma[\nu-2]^2 - (\nu-2)\Gamma[(\nu-1)/2]^2)\varsigma^T\varsigma}{\pi\Gamma[\nu-2]^2(\nu-(\nu-2)\varsigma^T\varsigma)^2}},\ i = -\sqrt{\frac{\nu}{\pi}}\frac{\Gamma[(\nu-1)/2]}{\Gamma[\nu/2]}\frac{\Omega_\varsigma}{\sqrt{1+\varsigma^T\Omega\varsigma}}, \qquad (45)$$

Assim, / foi o parâmetro do vetor de localização, Ω foi o parâmetro de dispersão da matriz e δ foi o vetor do parâmetro de dispersão.

A distribuição t simétrica foi aplicada para a generalização dos casos multivariados para se obter uma densidade distorcida, até então uma densidade simétrica. Então se escalou uma densidade simétrica de forma diferente para valores positivos e negativos. Desta forma, chegou-se à densidade padronizada bivariada:

$$f(z_t \mid \xi_s, \xi_f, \gamma) = \left(\frac{2}{\sqrt{\pi}}\right)^2 \left(\frac{\xi_s\, s_s}{1+\xi_s^2}\right)\left(\frac{\xi_f\, s_f}{1+\xi_f^2}\right)\frac{\Gamma\left[\frac{\nu+2}{2}\right]}{\Gamma\left[\frac{\nu}{2}\right](\nu-2)}\left(1+\frac{Z_t^{*\prime} Z_t^*}{\nu-2}\right)^{-\frac{\nu+2}{2}} \qquad (46)$$

onde $Z_t^* = (Z_{s,t}^*, Z_{f,t}^*)'$. Para i = s, f, $Z_{i,t}^* = (s_i z_{i,t} + m_i)\xi_i^{I_i}$, em que I_i = -1 se $z_{i,t} \geq -m_i/\, s_i$ e I_i = 1 se $z_{i,t} < -m_i/\, s_i$. m_i, que foram as funções de três parâmetros - ξ_s, ξ_f e ν. ξ_s e ξ_f foram parâmetros de assimetria para os retornos de *spot* e de futuros. E o sinal do logaritmo ξ incidiu a direção da assimetria, ou seja, se o logaritmo ξ for maior do que zero, a densidade foi inclinada para a direita, mas se o logaritmo ξ for menor do que zero, a densidade foi inclinada para a esquerda. N é um parâmetro que definiu os graus de liberdade da densidade. Então, foram estimados o modelo e os parâmetros de distribuição, usando a função de verossimilhança logarítmica e a abordagem de dois passos de máxima verossimilhança.

Baseando-se nos modelos paramétricos, Ubukata (2018) gerou retornos *spot* e futuros para um dia à frente, mediante simulações de Monte Carlo calcular o VaR e o ES, correspondentes para uma carteira de retornos com *hedging*, respeitando o rácio de hedge x. Assim, obteve-se o rácio ótimo de *hedging* do VaR e o ES condicional com rebalanceamento diário, conforme a seguir:

A1. estimar os parâmetros do modelo DCC-GJR (1,1) com a assimetria da distribuição t usando os valores passados do spot e futuros diários;

A2. calcular a projeção do dia seguinte da matriz condicional de covariância $\widehat{H}_{t+1}$, usando o modelo DCC-GJR (1,1);

A3. simular $(R_{s,t+1}^{1}, \ldots R_{s,t+1}^{n})$ e $(R_{f,t+1}^{1}, \ldots R_{f,t+1}^{n})$ com n = 100.000 usando $\widehat{H}_{t+1}$ e os parâmetros estimados para a distribuição t assimétrica;

A4. resolver o rácio mínimo de *hedge* para o VaR e o ES numericamente; e

A5. repetir os passos A1 a A4 dia a dia até que a observação mais recente sejam observações das estimativas.

Estes procedimentos foram interessantes para gerar valor à covariância medida no *hedging* de futuros. Sendo assim, também se estimou o modelo DCC-GJR (1,1) e resolveram as questões de rácio de *hedging* para riscos de perdas condicionais, usando os resultados estimados.

Essas premissas foram consideradas na metodologia para este artigo por se tratar de ativos no mercado futuro e, como tal, tenderam-se a ter comportamento semelhante. As estratégias de *hedging,* utilizando derivativos do mercado futuro, inclinaram-se a obter resultados satisfatórios no mercado de câmbio e, consequentemente, em toda a cadeia financeira que circunda o câmbio e puderam tirar proveito da sua volatilidade, tais como as importações e exportações. Já as medidas de risco adotadas pelo mercado financeiro, tais como o VaR e o ES serviram como parâmetros para o tomador de risco e auxiliam o *hedger* a definir o melhor rácio de *hedging*. Este rácio focou-se em reduzir o risco financeiro da operação e não ofereceu ao *hedger* a oportunidade de especular com câmbio e, consequentemente, elevou o risco das operações.

4.4 Estratégia de Estimação

A pesquisa procurou determinar a relação entre os preços *spot* e futuros de 3 moedas, sendo adotada a metodologia GARCH multivariado, DCC-GJR.

O modelo GARCH foi desenvolvido por Bollerslev (1990) e modificado por Engle (2002) e tem a capacidade de modelar a volatilidade, correlação e covariância entre séries de tempo múltiplas, com a possibilidade de detectar a volatilidade condicional de cada série.

O GARCH univariado trabalhou com uma única série de tempo, temporal, modelando sua volatilidade condicional com base em resíduos passados e inovações quadráticas. O GARCH multivariado estimou a volatilidade da série, individualmente, e a dinâmica das correlações e covariâncias entre estas. A escolha do modelo GARCH multivariado mais adequado dependeu principalmente das características dos dados e das características do ambiente econômico na qual as séries se inserem.

Os modelos multivariados foram uma extensão dos modelos univariados, desenvolvidos para identificar a volatilidade e as correlações condicionais entre diversas séries simultaneamente.

Enquanto os modelos univariados fazem a modelagem da variância condicional de uma única série, os multivariados identificam a dependência entre múltiplas séries, sendo recomendado para ambientes onde ativos financeiros possuem volatilidades correlacionadas.

Neste estudo, foi escolhido o GARCH multivariado DCC GJR, pois (i) o modelo GARCH modelou a volatilidade condicional de cada série individualmente, capturando os efeitos de choques passados na volatilidade futura (ii) *Dynamic Condicional Correlation* (DCC), pois identificou a dinâmica das correlações entre as séries, permitindo a sua variação no tempo (iii). Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) consideraram a assimetria nos retornos, característica comum em dados financeiros, atribuindo pesos à volatilidade histórica, em função de choques positivos e negativos de forma independente.

O modelo GARCH DCC foi proposto por Engle (2002) e assumiu que as correlações condicionais variam no tempo, porém, a matriz de covariância foi separada em uma parte de variância condicional e uma parte de correlação condicional.

A parte GJR, foi proposta por Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) e acrescentou a parte de informação assimétrica, atribuindo pesos diferentes para os tipos de choques que a série recebe. O modelo foi definido pela equação 47:

GJR-GARCH(p,q) $R_t = \sigma_t \, \varepsilon_t, \, \sigma_t^2 = \alpha_0 + \Sigma_{i=1}^{q}(\alpha_i + \gamma_i N_{t-i}) \, R_{t-i}^2 + \Sigma_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2$ (47)

4.5 Resultados

Para o estudo, foram utilizadas 1608 observações diárias, de fechamento diário das moedas Yen, Libra Inglesa e Euro, para a faixa de tempo 20.12.2017 até 18.04.2024. O *feeder* utilizado foi a Bloomberg para os valores *spot* e o site *Investing*.com para os valores de câmbio futuro.

As moedas foram escolhidas devido à sua alta liquidez, conversibilidade e por serem países que têm grandes agregados monetários.

TABELA 21

ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS DADOS EM SEUS RETORNOS

Variável	Média	Desv. Pad	Min	Máx	Assimetria	Curtose
Gbp_spot	-.0047572	.5783335	-3.136523	3.14723	-0.09509	-0.350035
Gbp_fut	7.18e-06	.5722385	-4.367212	3.061419	-0.07221	-0.3359
Eur_spot	-.0064242	.4478208	-1.889876	1.826493	-0.13364	-0.25866
Eur_fut	-.0042176	.4579679	-1.921892	1.983469	-0.10784	-0.21223
Yen_spot	.0197926	.5248615	-4.174416	2.027122	0.932434	-0.72946
Yen_fut	-.0206334	.534778	-2.868434	4.172844	0.928925	-0.73651

Para todos os sistemas estimados, foi considerada uma proporção de 80% (1287 observações) dos dados para estimação do modelo e 20% (321 observações) para validação da projeção do modelo.

A equação da média foi dada por um modelo autorregressivo de média móvel de ordem 0, sendo ARMA (0,0).

Para equação de variância e da média condicionais assimétricas, foi utilizado o modelo GJR (1,1)

4.5.1 GBP Futuro e Spot - Resultados da estimação

TABELA 22

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO GBP SPOT

gbp-Spot	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	-0.009233	0.013860	-0.6662	0.5054
Cst(V)	0.020375	0.010569	1.928	0.0541
ARCH(Alpha1)	0.085834	0.028196	3.044	0.0024
GARCH(Beta1)	0.850302	0.053595	15.87	0.0000
GJR(Gamma1)	0.021437	0.028100	0.7629	0.4457

A condição de estabilidade da equação estimada foi Alpha1 + beta1 + Gamma1 ser menor que 1. Neste caso, o resultado de 0.9575 assegurou a estabilidade da estimação da variável gbp-spot.

Na equação de gbp-spot, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte Garch estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

TABELA 23

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO GBP FUTURO

gbp-fut	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	-0.00602	0.014175	-0.4252	0.6707
Cst(V)	0.023687	0.012167	1.947	0.0518
ARCH(Alpha1)	0.093680	0.036686	2.554	0.0108
GARCH(Beta1)	0.844804	0.061794	13.67	0.0000
GJR(Gamma1)	-0.002438	0.035026	-0.06959	0.9445

Na equação de gbp-fut, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte Garch estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

A condição de estabilidade da equação estimada é Alpha1 + beta1 + Gamma1 ser menor que 1.

Neste caso, o resultado de 0.936 assegurou a estabilidade da estimação da variável gbp-fut. Porém, mesmo sendo um sistema estável – a projeção de valores futuros – sugeriu que o modelo pode não ser o mais adequado, dado que a projeção se aproxima de uma reta paralela ao eixo X, tanto para a equação de *spot* quanto para a de futuro.

FIGURA 21

PROJEÇÃO DO GBP SPOT

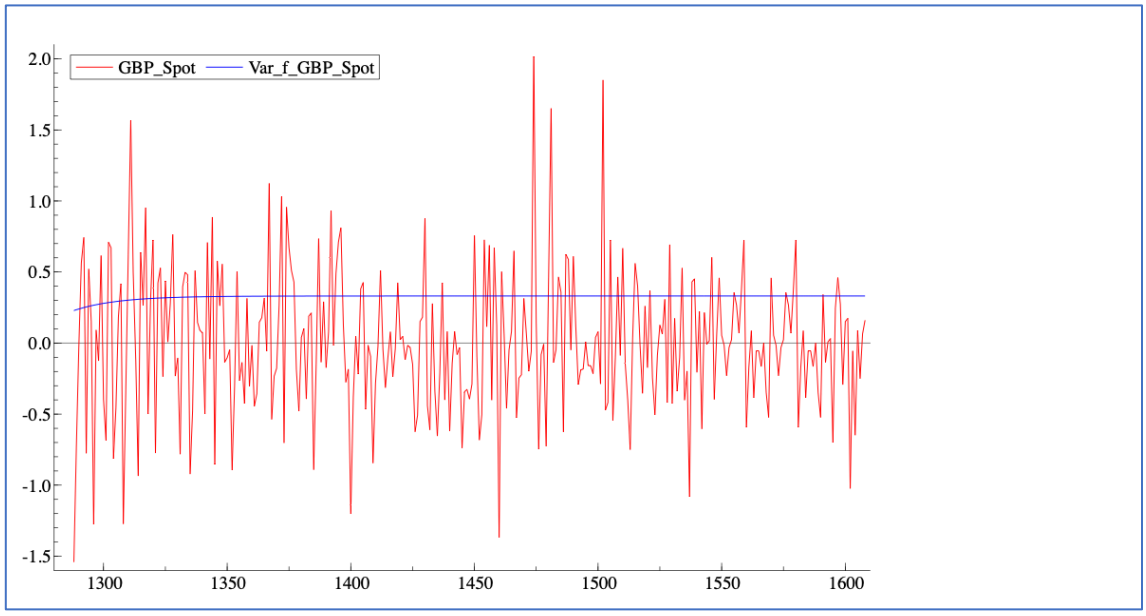
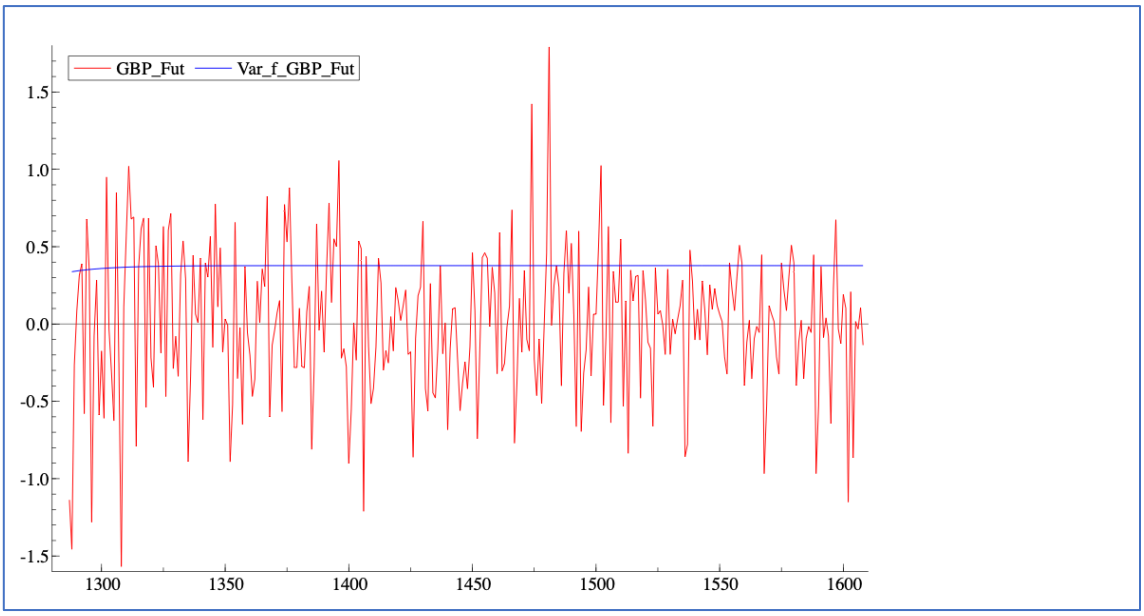


FIGURA 22

PROJEÇÃO DO GBP FUT



4.5.2 EURO Futuro e Spot - Resultados da estimação

TABELA 24 –

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO EUR SPOT

eur-Spot	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	-0.002998	0.010437	-0.2873	0.7740
Cst(V)	0.004024	0.0019854	2.027	0.0429
ARCH(Alpha1)	0.068639	0.022240	3.086	0.0021
GARCH(Beta1)	0.923943	0.023676	39.02	0.0000
GJR(Gamma1)	-0.012416	0.021216	-0.5852	0.5585

A condição de estabilidade da equação estimada foi Alpha1 + Beta1 + Gamma1 ser menor que 1. Neste caso, o resultado de 0.9801 assegurou a estabilidade da estimação da variável eur-spot.

Na equação de eur-spot, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte Garch estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

TABELA 25

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO EUR FUTURO

eur-fut	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	-0.005720	0.011065	-0.5169	0.6053
Cst(V)	0.004591	0.0024680	1.860	0.0631
ARCH(Alpha1)	0.083441	0.028463	2.932	0.0034
GARCH(Beta1)	0.914917	0.025918	35.30	0.0000
GJR(Gamma1)	-0.017122	0.024122	-0.7098	0.4779

A condição de estabilidade da equação estimada foi Alpha1 + Beta1 + Gamma1 ser menor que 1. Neste caso, o resultado de 0.9812 assegurou a estabilidade da estimação da variável eur-fut.

Na equação de eur-fut, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte Garch estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

FIGURA 23

PROJEÇÃO DO EURO SPOT

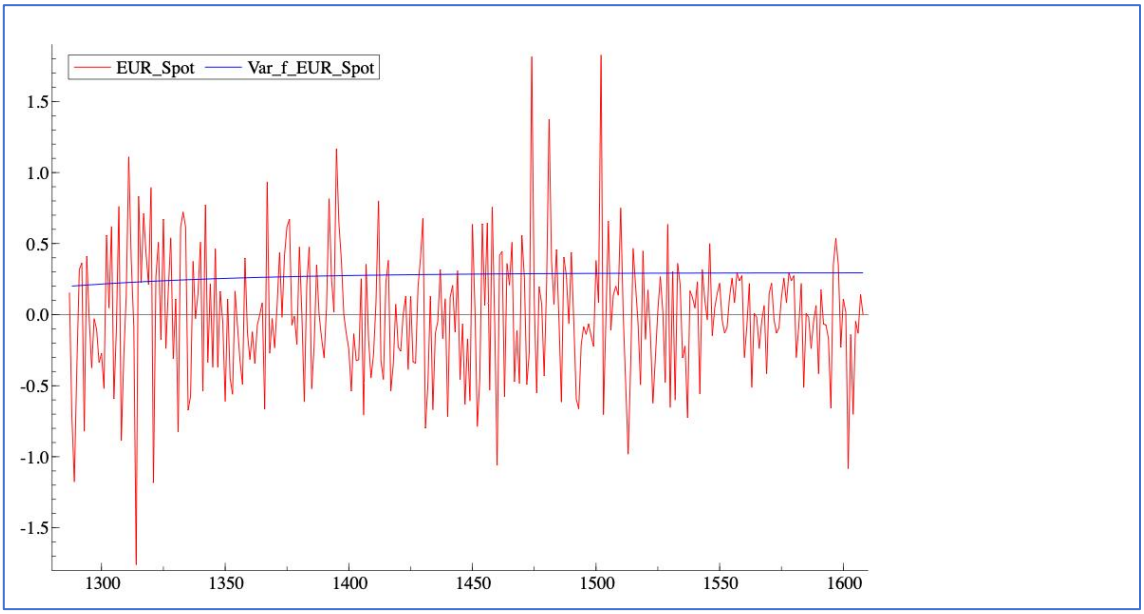
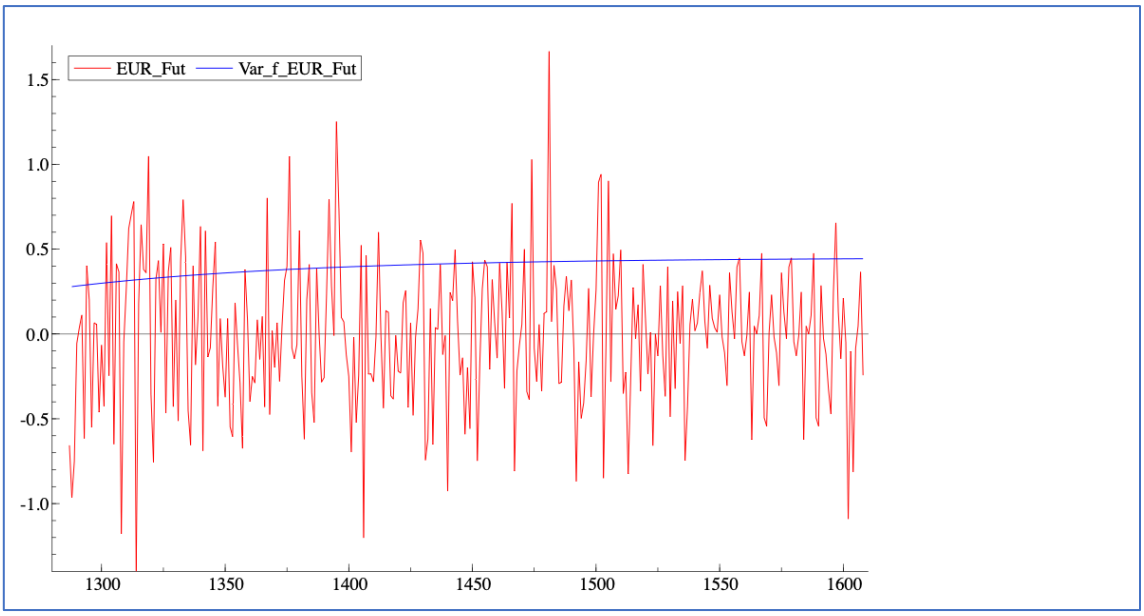


FIGURA 24

PROJEÇÃO DO EURO FUT



4.5.3 YEN Futuro e Spot - Resultados da estimação

TABELA 26

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO YEN SPOT

yen-Spot	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	0.018734	0.010264	1.825	0.0682
Cst(V)	0.003808	0.0017169	2.218	0.0267
ARCH(Alpha1)	0.055387	0.015737	3.520	0.0004
GARCH(Beta1)	0.933339	0.016250	57.44	0.0000
GJR(Gamma1)	-0.008912	0.019725	-0.4518	0.6515

A condição de estabilidade da equação estimada foi Alpha1 + Beta1 + Gamma1 ser menor que 1. Neste caso, o resultado de 0.9798 assegurou a estabilidade da estimação da variável yen-spot.

Na equação de yen-spot, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte GARCH estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

TABELA 27

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO YEN FUTURO

yen-fut	Coeficiente	Desv-pad	T-value	p-value
Cst(M)	-0.018814	0.010847	-1.734	0.0831
Cst(V)	0.011746	0.0041718	2.816	0.0049
ARCH(Alpha1)	0.109362	0.033609	3.254	0.0012
GARCH(Beta1)	0.857685	0.034176	25.10	0.0000
GJR(Gamma1)	-0.022883	0.036457	-0.6277	0.5303

A condição de estabilidade da equação estimada foi Alpha1 + Beta1 + Gamma1 ser menor que 1. Neste caso, o resultado de 0.9441 assegurou a estabilidade da estimação da variável yen-fut.

Na equação de yen-fut, foram significativos ao nível de 5% os parâmetros estimados Constante da equação da variância (Cst), Alpha1 e Beta1, evidenciando que a parte Garch estava funcionando no modelo, enquanto o GJR não estava.

FIGURA 25

PROJEÇÃO DO YEN SPOT

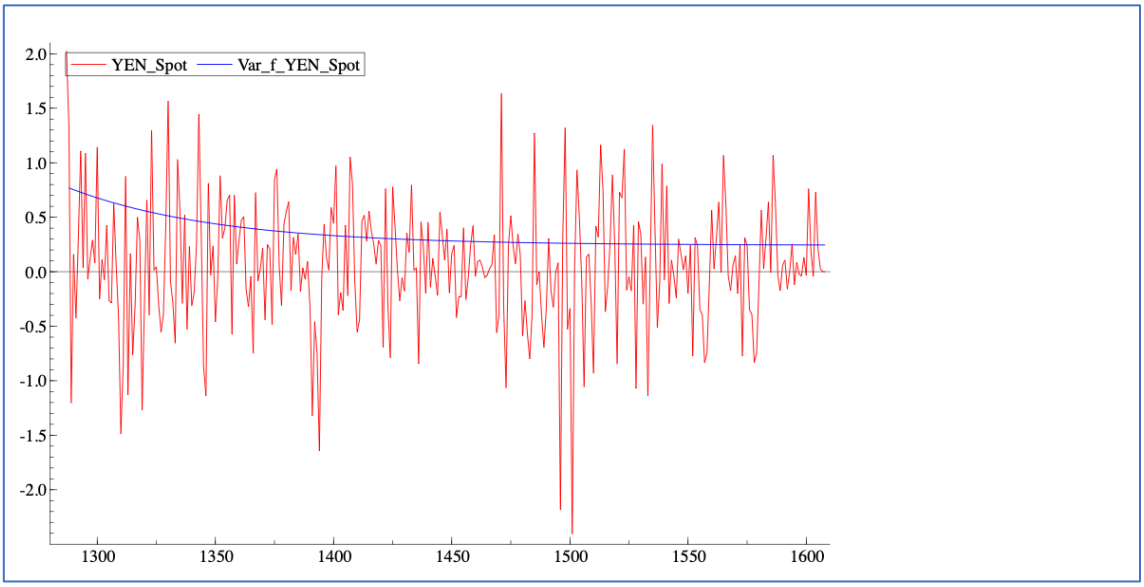
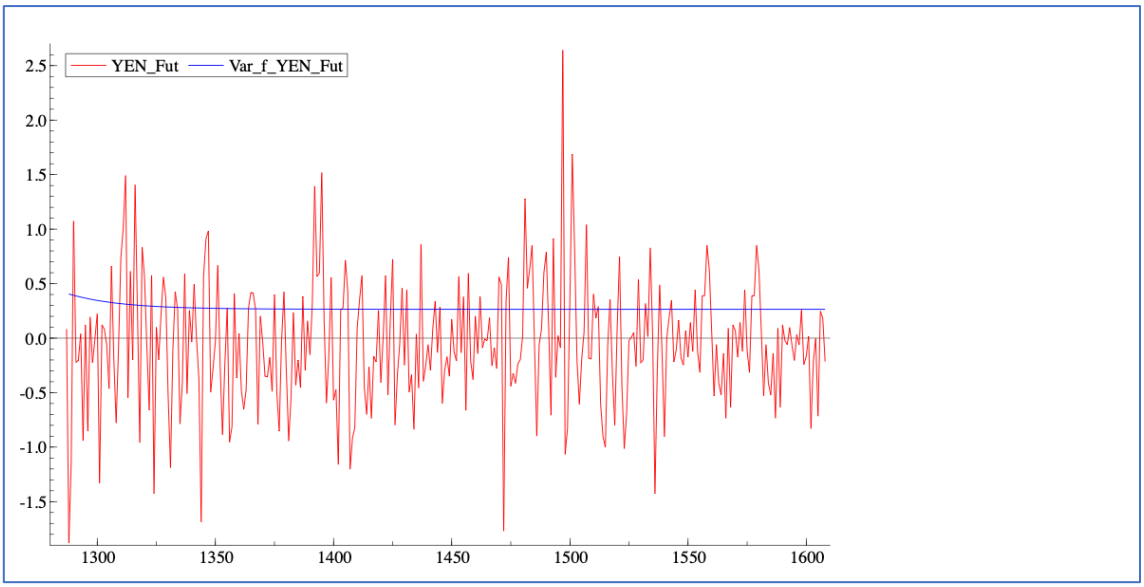


FIGURA 26

PROJEÇÃO DO YEN FUT



Como alternativa, foi proposto o modelo ARIMA para o cálculo das projeções.

4.6 Resultados das estimações com dados diários com ARIMA

4.6.1 Dados e metodologia

Os dados utilizados foram obtidos no site www.investing.com e totalizam 1590 observações, para o período compreendido entre 20.12.2017 e 17.04.2024, para a moedas, em seus valores *spot* e futuros de 30 dias, contra o dólar americano: Libra Esterlina, Yen, Euro, Real.

O objeto de investigação foi de verificar se a razão de *hedge* entre o valor futuro e o valor *spot* pôde ser projetada de forma segura, utilizando modelos econométricos.

A estratégia adotada foi: (1) criar a razão de *hedge* entre os valores futuro e *spot* de cada moeda; (2) estimar um modelo *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) para cada série de *spot* e de futuro, utilizando 80% dos dados para treinamento do modelo e 20% para projeção; (3) criar uma razão de *hedge* entre estes valores projetados, e (4) comparar com as reais.

Para a estimação de um modelo ARIMA, foram necessários: (a) as verificações de estacionariedade (para verificação da presença de raiz unitária); (b) o teste de autocorrelação, e (c) a autocorrelação parcial.

O teste de estacionariedade foi realizado, utilizando o teste de Dickey-Fuller.

Após a indução de estacionariedade na série, foi realizado novamente o teste de Dickey-Fuller para verificar se a raiz unitária desapareceu.

4.6.1.1 Caso das séries libra esterlina futura e spot

TABELA 28

TESTE DE PRESENÇA DE RAIZ UNITÁRIA GBP

	Em nível		**Em 1ª diferença**	
Série	GBP_spot	GBP_futuro	GBP_spot	GBP_futuro
Estatística do Teste	-2.742	-2.249	-45.9	-39.10
p-valor	0.062	0.18	0	0

Nos testes de autocorrelação e autocorrelação parcial, os resultados foram:

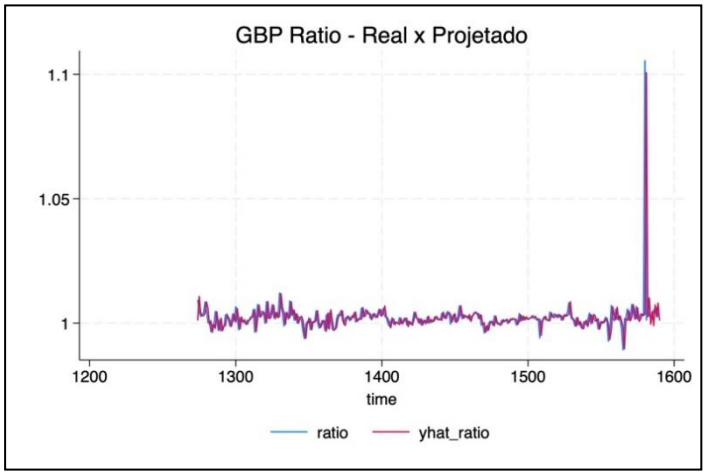
TABELA 29

TESTES DE AUTOCORRELAÇÃO E AUT. PARCIAL GBP

	Séries	
Série	GBP_spot	GBP_futuro
Autocorrelação	1	1
Autoc. Parcial	2	1

FIGURA 27

PROJEÇÃO DO RATIO GBP



O erro médio quadrático do modelo foi de .0000405, mostrando boa eficiência do modelo ARIMA, sendo este viável para a projeção ratio.

4.6.1.2 Caso das séries yen futuro e yen spot

TABELA 30

TESTE DE PRESENÇA DE RAIZ UNITÁRIA YEN

	Em nível		**Em 1ª diferença**	
Série	Yen_spot	Yen_futuro	Yen_spot	Yen_futuro
Estatística do Teste	-2.358	-2.302	-39.443	-40.173
p-valor	0.1539	0.1715	0	o

Nos testes de autocorrelação e autocorrelação parcial, os resultados foram:

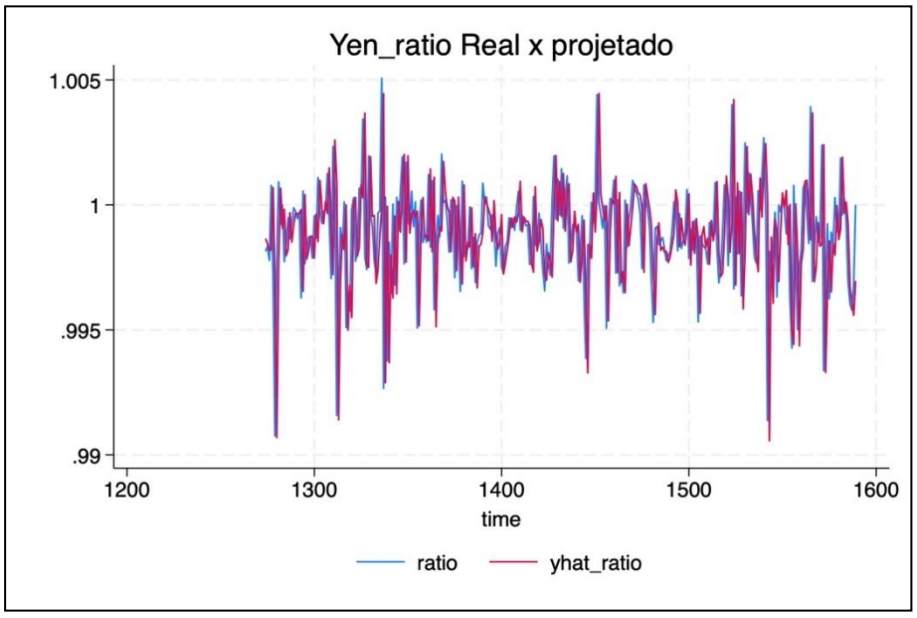
TABELA 31

TESTES DE AUTOCORRELAÇÃO E AUT. PARCIAL YEN

	Séries	
Série	Yen_spot	Yen_futuro
Autocorrelação	1	1
Autoc. Parcial	1	1

FIGURA 28

PROJEÇÃO DO RATIO YEN



O erro médio quadrático do modelo foi de 0.0415562, mostrando boa eficiência do modelo ARIMA, sendo este viável para a projeção ratio.

4.6.1.3 Caso das séries Euro futuro e Euro spot

TABELA 32

TESTE DE PRESENÇA DE RAIZ UNITÁRIA EURO

	Em nível		**Em 1ª diferença**	
Série	Euro_spot	Euro_futuro	Euro_spot	Euro_futuro
Estatística do Teste	-1.703	-1.732	-38.266	-38.846
p-valor	0.4298	0.4146	0	0

Nos testes de autocorrelação e autocorrelação parcial, os resultados foram:

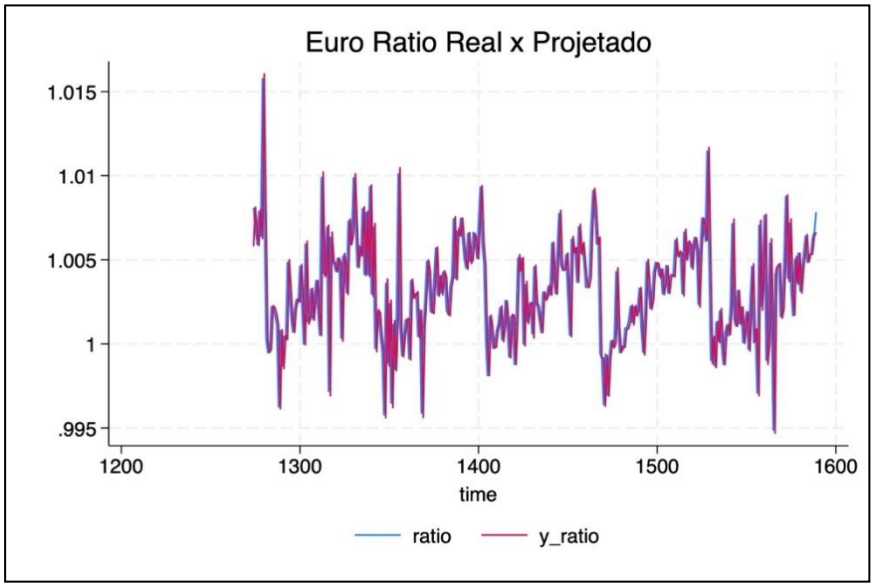
TABELA 33

TESTES DE AUTOCORRELAÇÃO E AUT. PARCIAL EURO

	Séries	
Série	Euro_spot	Euro_futuro
Autocorrelação	1	1
Autoc. Parcial	1	1

FIGURA 29

PROJEÇÃO DO RATIO EURO



O erro médio quadrático do modelo foi de 0.0000363, mostrando boa eficiência do modelo ARIMA, sendo este viável para a projeção ratio.

4.6.1.4 Caso das séries Real futuro e Real spot

TABELA 34

TESTE DE PRESENÇA DE RAIZ UNITÁRIA BRL

	Em nível		**Em 1ª diferença**	
Série	Real_spot	Real _futuro	Real _spot	Real _futuro
Estatística do Teste	-0.588	-10.631	-36.641	-
p-valor	0.8737	0	0	-

A série real_futuro foi estacionária em nível, não precisando de indução de estacionariedade.

Nos testes de autocorrelação e autocorrelação parcial, os resultados foram:

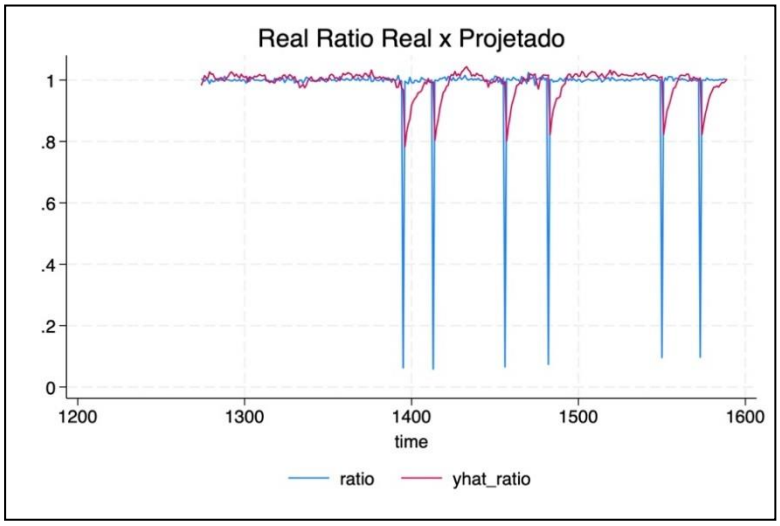
TABELA 35

TESTES DE AUTOCORRELAÇÃO E AUT. PARCIAL BRL

	Séries	
Série	Real _spot	Real _futuro
Autocorrelação	1	1
Autoc. Parcial	1	1

FIGURA 30

PROJEÇÃO DO RATIO BRL



O erro médio quadrático do modelo foi de .0181172, não mostrando boa eficiência do modelo ARIMA, sendo este não aconselhável para a projeção ratio.

5. CONCLUSÃO

A proposta desta pesquisa foi estudar a modelagem dos valores futuros e *spot* de 3 moedas, sendo o yen, Libra e Euro, com a utilização de um modelo GARCH multivariado, com correlação dinâmica (DCC) adicionada do modelo GJR, para acrescentar os impactos passados, com pesos diferentes, ao modelo.

Os resultados dos modelos são consistentes, produzindo um modelo estável, porém o GARCH multivariado não conseguiu projetar valores futuros, captando a dinâmica das variações, produzindo retas paralelas ao eixo X, evidenciando que este pode não ser o melhor modelo para estes dados. Foi interessante observar que – para os três modelos – estudados, a parte GJR não foi significativa, sugerindo que a assimetria de informação, parece não afetar as estimativas dos modelos.

Estes resultados deixaram uma possibilidade de estimações utilizando outros modelos, os quais puderam detectar melhor esta dinâmica.

Como alternativa, foi utilizado o modelo ARIMA para basear a estratégia de *hedging* em situações de exposições cambiais. O modelo ARIMA provou-se eficiente para a maior parte dos casos analisados, falhando apenas no caso do Real brasileiro.

Referências

Agnihotri, S., & Chauhan, K. (2022). Modeling tail risk in Indian commodity markets using conditional EVT-VaR and their relation to the stock market. *Investment Management and Financial Innovations*, pp. 1-12.

Allen, D. E., Singh, A. K., & Powell, R. J. (01 de Fevereiro de 2013). EVT and tail-risk modelling: Evidence from Market Indices and Volatility Series. *North American Journal of Economics and Finance*, pp. 355 - 369; http://dx.doi.org/10.1016/j.najef.2013.02.010.

Almudhaf, F. (2 de Setembro de 2020). Backtesting expected shortfall: evidence from European securitized real estate. *Applied Economics Letters*, pp. 176-182, https://doi.org/10.1080/13504851.2017.1307928.

Ameur, H., & Prigent, J. (1 de Julho de 2014). Portfolio insurance: Gap risk under conditional multiples. *European Journal of Operational Research*, pp. 238-253, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.11.027.

Ameur, H., & Prigent, J.-L. (16 de Agosto de 2018). Risk management of time varying floors for dynamic portfolio insurance. *European Journal of Operational Research*, pp. 363-381, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.01.041.

An, Y., & Suo, W. (Fevereiro de 2008). The compatibility of one-factor market models in caps and swaptions markets: Evidence from their dynamic hedging performance. *Journal of Futures Markets*, pp. 109-130; DOI 10.1002/fut.20301.

Ardia, D., Bluteau, K., & Kris Boudt, L. C. (10 de Agosto de 2018). Forecasting risk with Markov-switching GARCH models:A large-scale performance study. *International Journal of Forecasting*, pp. 733-747, https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.05.004.

Armstrong, J., & Brigo, D. (Abril de 2019). Risk managing tail-risk seekers: VaR and expected shortfall vs S-shaped utility. *Journal of Banking & Finance*, pp. 122-135, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2019.01.010.

Arunanondchai, P., Sukcharoen, K., & Leatham, D. J. (2020). Dealing with tail risk in energy commodity markets: Futures contracts versus exchange-traded funds. *Journal of Commodity Markets*, pp. vol 20, DOI: 10.1016/j.jcomm.2019.100112.

Bajo, E., Barbi, M., & Romagnoli, S. (28 de Agosto de 2014). Optimal corporate hedging using options with basis and production risk. *North American Journal of Economics and Finance*, pp. 56 - 71; http://dx.doi.org/10.1016/j.najef.2014.08.003.

Barbi, M., & Romagnoli, S. (04 de Abril de 2013). A Copula-Based Quantile Risk Measure Approach to Estimate the Optimal Hedge Ratio. *The Journal of Futures Markets*, pp. 658-675, DOI: 10.1002/fut.21617.

Barrieu, P., & Scandolo, G. (16 de Abril de 2015). Assessing Financial Model Risk. *European Journal of Operational Research*, pp. 546-556, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.032.

Bauwens, L., & Laurent, S. (Vol 23, Issue 3 de Julho de 2005). A new class of multivariate skew densities, with application to generalized autoregressive conditional heteroscedasticity models. *Journal of Business and Economic Statistics*, pp. 346-354; DOI: 10.1198/073500104000000523.

Bee, M., Dupuis, D. J., & LucaTrapin. (Março de 2016). Realizing the extremes: Estimation of tail-risk measures from a high-frequency perspective. *Journal of Empirical Finance*, pp. 86-99, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.01.006.

Blomvall, J., & Ekblom, J. (01 de Novembro de 2017). Corporate hedging: an answer to the "how" question. *S.I.: ANALYTICAL MODELS FOR FINANCIAL MODELING AND RISK MANAGEMENT*, pp. 32 - 69, https://doi.org/10.1007/s10479-017-2645-6.

Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized ARCH model. *The review of economics and statistics*, pp. 498 - 505.

Booth, A. D. (Abrl de 1967). A "law" of occurrences for words of low frequency. *Information and control, 10(4)*, pp. 386-393. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(67)90201-X.

Bordignon, S., W.Bunn, D., Lisia, F., & Nan, F. (Janeiro de 2013). Combining day-ahead forecasts for British electricity prices. *Energy Economics*, pp. 88-103, https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.12.001.

Bormettia, G., Cisana, E., Montagna, G., & Nicrosini, O. (27 de Outubro de 2006). A non-Gaussian approach to risk measures. *Science Direct*, pp. 532-542, https://doi.org/10.1016/j.physa.2006.10.008.

Boudt, K., Peterson, B. G., & Carl, P. (13 de Fevereiro de 2008). Hedge fund portfolio selection with modified expected shortfall. *Munich Personal RePEc Archive*, p. DOI: 10.2495/CF080101.

Bradford, S. (1934). Sources of information on scientific subjects. *Engineering: An Illustrated Weekly Journal*, pp. 85-86. https://doi.org/10.1177/016555158501000407.

Brandtner, M. (14 de Fevereiro de 2018). Expected Shortfall spectral risk measures and the aggravating effect of background risk or: risk vulnerability and the problem of subadditivity. *Journal of Banking and Finance*, pp. 138-149, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.02.002.

Brookes, B. (222 de 1969). Bradford's law and the bibliography of science. *Nature*, pp. 953-956, https://doi.org/10.1038/227631a0.

Burdorf, T., & Van Vuuren, G. (Outubro de 2018). An evaluation and comparison of Value at Risk and Expected Shortfall. *Investment Management and Financial Innovations*, pp. 17-34, http://dx.doi.org/10.21511/imfi.15(4).2018.02.

CAPORALE, G. M., & ZEKOKH, T. (27 de Setembro de 2018). MODELLING VOLATILITY OF CRYPTOCURRENCIES USING MARKOV-SWITCHING GARCH MODELS. *Research in International Business and Finance*, pp. 143-155, https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.009.

Cerrato, M., Crosby, J., Kim, M., & Zhao, Y. (Janeiro de 2017). Relation between higher order comoments and dependence structure of equity portfolio. *Journal of Empirical Finance*, pp. 101-120, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.11.007.

CHEMKHA, R., BENSADA, A., GHORBEL, & AHMED. (16 de Novembro de 2020). Connectedness Between Cryptocurrencies and Foreing Exchange Markets: Implication for Risk Management. *OF MULTINATIONAL FINANCIAL MANAGEMENT*, p. https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2020.100666.

Chen, J. M. (1 de Junho de 2018). On exactitude in financial regulation: Value-at-risk expected shortfall and expectiles. *Risks*, pp. 1-28, https://doi.org/10.3390/risks6020061.

Chen, S. (28 de Novembro de 2008). Nonparametric estimation of expected shortfall. *Journal of Financial Econometrics*, pp. 87-107, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbm019.

Chen, Y., Härdle, W., & Spokoiny, V. (Março de 2010). GHICA — Risk analysis with GH distributions and independent components. *Journal of Empirical Finance*, pp. 255-269, https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2009.09.005.

Chung, K., & Cox, R. ((45)1 de 1990). Patterns of productivity in the finance literature: a study of the bibliometric distributions. *Journal of Finance*, pp. 301-309. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1990.tb05095.x.

Colletaz, G., & ChristophePérignonb, C. H. (14 de Março de 2013). The Risk Map: A new tool for validating risk models. *Journal of Banking & Finance*, pp. 3843-3854, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.06.006.

Consigli, G. (Novembro de 2002). Tail estimation and mean - VaR portfolio selection in markets subject to financial instability. *Journal of Banking and Finance*, pp. 1355 - 1382, DOI:10.1016/S0378-4266(02)00267-4.

Csóka, P., Herings, P. J.-J., & Kóczy, L. Á. (28 de Março de 2006). Coherent measures of risk from a general equilibrium perspective. *Journal of Banking & Finance*, pp. 2517-2534, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.10.026.

Davidovic, M. (1 de Janeiro de 2021). From pandemic to financial contagion: High-frequency risk metrics and Bayesian volatility analysis. *Finance Research Letters*, p. https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101913.

Del Brio, E. B., Mora-Valencia, A., & Perote, J. (17 de Dezembro de 2018). Expected shortfall assessment in commodity (L)ETF portfolios with semi-nonparametric specifications. *European Journal of Finance*, pp. 1746-1764, https://doi.org/10.1080/1351847X.2018.1559213.

Deng, K., & Qiu, J. (Dezembro de 2021). Backtesting expected shortfall and beyond. p. https://doi.org/10.1080/14697688.2020.1834120.

Dhara, A., Das, B., & Natarajan, K. (16 de Julho de 2020). Worst-case expected shortfall with univariate and bivariate marginals. *INFORMS Journal on Computing*, pp. 370-389, https://doi.org/10.1287/ijoc.2019.0939.

Diamandis, P. F., Drakos, A. A., Kouretas, G. P., & Zarangas, L. (Junho de 2011). Value-at-risk for long and short trading positions: Evidence from developed and emerging equity markets. *International Review of Financial Analysis*, pp. 165-176, https://doi.org/10.1016/j.irfa.2011.02.009.

Dobrev, D., & Nesmith, T. D. (Agosto de 2016). Accurate Evaluation of Expected Shortfall for Linear Portfolios with Elliptically Distributed Risk Factors. *Finance and Economics Discussion Series*, p. http://dx.doi.org/10.17016/FEDS.2016.065.

Dominique Guegan, B. K. (15 de Julho de 2017). More accurate measurement for enhanced controls: VaR vs ES? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, pp. 152-165, http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2017.06.002.

Du, Z., & Escanciano, J. C. (24 de Agosto de 2015). Backtesting Expected Shortfall: Accounting for Tail Risk. *Institute for Operations Research and Management Sciences*, pp. 940 - 958, https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2342.

Ebnöther, S., & Vanini, P. (2 de Novembro de 2005). Credit portfolios: What defines risk horizons and risk measurement? *Journal of Banking & Finance*, pp. 3663-3679.

ELLIOTT, R. J., & MIAO, H. (24 de Agosto de 2009). VaR and expected shortfall: a non-normal regime switching framework. *Quantitative Finance*, pp. 747-755, https://doi.org/10.1080/14697680902849320.

Embrechts, P., Klüppelberg, C., & Mikosch, T. (9 de Dezembro de 1997). Modelling Extremal Events for Insurance and Finance. *Springer - Verlag*, pp. 281-370 DOI 10.1007/978-3-642-33483-2 7.

Engle, R. (Outono de 2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *JOURNAL OF ECONOMIC PERSPECTIVES*, pp. Vol 15, No.4; https://www.jstor.org/stable/i346045.

Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, pp. 339-350.

FARVACQUE, M., ECKERT, N., BOURRIER, F., CORONA, C., LOPEZ-SAEZ, J., & TOE, D. (01 de Fevereiro de 2021). QUANTILE-BASED INDIVIDUAL RISK MEASURES FOR ROCKFALL-PRONE AREAS. *INTERNATIONAL OF DISASTER RISK REDUCTION*, p. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101932.

Fermanian, J.-D., & Scaillet, O. (29 de Setembro de 2004). Sensitivity analysis of VaR and Expected Shortfall for portfolios under netting agreements. *Journal of Banking & Finance*, pp. 927-959, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.007.

Fontanari, A., Cirillo, P., & W.Oosterleeba, C. (Janeiro de 2018). From Concentration Profiles to Concentration Maps. New tools for the study of loss distributions. *Insurance: Mathematics and Economics*, pp. 13-29, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2017.11.003.

Francq, C., & Zakoan, J.-M. (22 de Agosto de 2020). Testing the existence of moments for GARCH processes. *Journal of Econometrics*, p. 10.1016/j.jeconom.2020.05.009.

Fukui, M., & Basso, L. (06 de Dezembro de 2022). O Expected Shortfall e a Gestão de Riscos: análise bibliométrica e revisão sistemática da literatura. *The International Society for the Advancement of Financial Economics First Conference*.

Glosten, L. R. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance, 48(5)*, pp. 1779-1801.

Goffman, W. (Abril de 1971). A mathematical method for analyzing the growth of a scientific discipline. *Journal of the Association for Computing Machinery, 18(2)*, pp. 173-185. https://doi.org/10.1145/321637.321640.

Guegan, D., & Hassani, B. K. (15 de Julho de 2017). More accurate measurement for enhanced controls: VaR vs ES? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, pp. 152-165, http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2017.06.002.

Hai, L., Barry, L. N., & Jeremy, S. (17 de Agosto de 2010). A Confidence Interval Procedure for Expected Shortfall Risk Measurement via Two-Level Simulation. *Operations Research*, pp. 1481-1490, https://doi.org/10.1287/opre.1090.0792.

Harmantzis, F. C., Miao, L., & Chien, Y. (29 de Agosto de 2005). Empirical study of value-at-risk and expected shortfall models with heavy tails. *The Journal of Risk Finance*, pp. 117-135, https://doi.org/10.1108/15265940610648571.

Henrique Pinto Ramos, M. B. (05 de Maio de 2023). A comparison of risk measures for portfolio optimization with cardinality constraints. *Expert Systens with Applications* , p. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120412.

Iglesias, E. M. (24 de Junho de 2015). Value at Risk and expected shortfall of firms in the main European Union stock market indexes: A detailed analysis by economic sectors and geographical situation. *Economic Modelling*, pp. 1-8, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2015.06.004.

Kato, K. (15 de Fevereiro de 2012). Weighted Nadaraya–Watson Estimation of Conditional Expected Shortfall. *Journal of Financial Econometrics*, pp. 265-291, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbs002.

Kerkhof, J., & Melenberg, B. (4 de Dezembro de 2002). Backtesting for risk-based regulatory capital. *Journal of Banking & Finance*, pp. 1845-1865, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.06.007.

Kim, J. H. (Outubro de 2010). Bias correction for estimated distortion risk measure using the bootstrap. *Insurance: Mathematics and Economics*, pp. 198-205, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2010.05.001.

Kim, J. H., & Kim, S.-Y. (5 de Março de 2019). Tail risk measures and risk allocation for the class of multivariate. *Insurance: Mathematics and Economics*, pp. 145-157, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2019.02.010.

Kocenda, E., & Moravcová, M. (19 de Setembro de 2018). Exchange rate comovements, hedging and volatility spillovers on new EU forex markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, pp. 42-64, https://doi.org/10.1016/j.intfin.2018.09.009.

Koch-Medina, P., & Munari, C. (7 de Novembro de 2015). Unexpected shortfalls of Expected Shortfall: Extreme default profiles and regulatory arbitrage. *Journal of Banking & Finance*, pp. 141-151, http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.11.006.

Krabrichler, T., & Wunsch, M. (01 de Novembro de 2021). *Hedging Goals*. Fonte: arXiv: arXiv preprint arXiv:2105.07915

Kratz, M., Lok, Y. H., & McNeil, A. J. (13 de Janeiro de 2018). Multinomial VaR backtests: A simple implicit approach to backtesting expected shortfall. *Journal of Banking and Finance*, pp. 393-407, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.01.002.

Krehbiel, T., & Adkins, L. C. (2008). Extreme daily changes in U.S. Dollar London inter-bank offer rates. *International Review of Economics & Finance*, pp. 397-411, https://doi.org/10.1016/j.iref.2006.08.009.

Kumar, D., & Maheswaran, S. (23 de Maio de 2016). Value-at-risk and expected shortfall using the unbiased extreme value volatility estimator. *Studies in Economics and Finance*, pp. 506-526, https://doi.org/10.1108/SEF-03-2016-0061.

Lan, H., Nelson, B. L., & Staum, J. (17 de Agosto de 2010). A Confidence Interval Procedure for Expected Shortfall Risk Measurement via Two-Level Simulation. *Operations Ressearch*, pp. 1481-1490.

Liu, P., Vedenov, D., & Power, G. J. (2 de Fevereiro de 2017). Is Hedging the Crack Spread No Longer All It's Cracked Up to Be? *Energy Economics*, pp. 31-40, https://doi.org/10.1016/j.eneco.2017.01.020.

LÖNNBARK, C. (Março de 2013). On the role of the estimation error in prediction of expected shortfall. *Journal of Banking & Finance*, pp. 847-853, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.10.013.

Lönnbark, C. (2 de Fevereiro de 2016). Approximation methods for multiple period Value at Risk and Expected Shortfall prediction. *Quantitative Finance*, pp. 947-968, https://doi.org/10.1080/14697688.2015.1117647.

Lotka, A. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, pp. 317-323, https://doi.org/10.1016/S0016-0032(26)91166-6.

Lourme, A., & Maurer, F. (Dezembro de 2017). Testing the Gaussian and Student's t copulas in a risk management framework. *Economic Modelling*, pp. 203-214, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2016.12.014.

Maciel, L. (21 de Agosto de 2020). Cryptocurrencies value-at-risk and expected shortfall: Do regime-switching volatility models improve forecasting? *International Journal of Finance & Economics*, pp. 1-16, https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ijfe.2043.

Madhusudan Karmakar, S. P. (28 de Novembro de 2015). Intraday risk management in International stock markets: A conditional. *International Review of Financial Analysis*, pp. 34-55, http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2015.11.008.

Malecka, M. (5 de Fevereiro de 2020). Extremal Risk Management: Expected Shortfall Value Verification Using the Bootstrap Method. *Journal of Computational Finance*, pp. 35-59, https://ssrn.com/abstract=3531585.

Marinelli, C., D'Addona, S., & Rachev, S. (22 de Janeiro de 2007). A Comparison of Some Univariate Models for Value-at-Risk and Expected Shortfall. *International of Theoretical and Applied Finance*, pp. 1043-1075, https://doi.org/10.1142/S0219024907004548.

Martinez, S., & Zering, K. D. (Abril de 1992). Effect of institutional realities on dynamic hedging performance for a Grain producer . *Journal of Futures Markets*, pp. 237-251; DOI: 10.1002/fut.3990120210.

MASAYASU, K. (22 de Junho de 2020). CREDIT RATING MIGRATION RISK AND INTERCONNECTEDNESS IN A CORPORATE LENDING NETWORK. *Research in International Business and Finance*, pp. 1-40, https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101282.

McNeil, A. J. (17 de Maio de 1999). Extreme Value Theory for Risk Managers. *Departement Mathematik ETH Zentrum*, pp. 1-22.

Mehlitz, J. S., & Auer, B. R. (8 de Junho de 2020). A Monte Carlo evaluation of non-parametric estimators of expected shortfall. *The Journal of Risk Finance*, pp. 355-397, https://doi.org/10.1108/JRF-07-2019-0122.

Mizgier, K., M.Wagner, S., & P.Jüttner, M. (22 de Janeiro de 2015). Disentangling diversification in supply chain networks. *International Journal of Production Economics*, pp. 115-124, https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.01.007.

Monfared, S. A., & Enke, D. (03 de Novembro de 2014). Volatility Forecasting using a Hybrid GJR-GARCH Neural Network Model. *Procedia Computer Science* , pp. 246-253; doi: 10.1016/j.procs.2014.09.087.

Moon, G.-H., Yu, W.-C., & Hong, C.-H. (2009). Dynamic hedging performance with the evaluation of multivariate GARCH models: Evidence from KOSTAR index futures. *Applied Economic Letters*, pp. 913-919, DOI 10.1080/17446540802314527.

Moussa, M., Kamdem, J., & M.Terraza. (1 de Abril de 2014). Fuzzy value-at-risk and expected shortfall for portfolios with heavy-tailed returns. *Economic Modelling*, pp. 247-256, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2014.02.036.

Mwamba, J. W., Hammoudeh, S., & Gupta, R. (Abril de 2017). Financial tail risks in conventional and Islamic stock markets: A comparative analysis. *Pacific-Basin Finance Journal*, pp. 60-82; DOI: https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2016.01.003.

Naguez, N. (06 de Fevereiro de 2019). Dynamic portfolio insurance strategies: risk management under Johnson distributions. *S.I. : FINANCIAL ECONOMICS*, pp. 605 - 629; https://doi.org/10.1007/s10479-016-2121-8.

Németh, L., & Zempléni, A. (34 de Junho de 2020). Regression Estimator for the Tail Index. *Journal of Statistical Theory and Practice*, pp. 1-23.

Pao, M. (Maio de 1978). Automatic text analysis based on transition phenomena of word occurrences. *Journal of the American Society for Information Science, 29(3)*, pp. 121-124, https://doi.org/10.1002/asi.4630290303.

Patton, A. J., Ziegel, J. F., & Chen, R. (Agosto de 2019). Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and Value-at-Risk). *Journal of Econometrics*, pp. 388-413, https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2018.10.008.

PELLIZZARI, P. (16 de Outubro de 2005). STATIC HEDGING OF MULTIVARIATE DERIVATIVES BY SIMULATION. *EUROPEAN J.OF OPERATIONAL RESEARCH*, pp. 507-519.

Pesenti, S., Millossovich, P., & Tsanakas, A. (16 de Abril de 2019). Reverse sensitivity testing: What does it take to break the model? *European Journal of Operational Research*, pp. 654-670, http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.003.

Pucetti, G., & Rüshendorf, L. (Fevereiro de 2014). Asymptotic equivalence of conservative VaR- and ES-based capital charges. *Journal of Risk*, pp. 01-12, http://dx.doi.org/10.21314/JOR.2014.291.

Ramos, H. P., Righi, M. B., Guedes, P. C., & Müller, F. M. (12 de Maio de 2023). A comparison of risk measures for portfolio optimization with cardinality constraints. *Expert Systems With Applications*, pp. 1 - 15, .

Reboredo, J. C., & Ugando, M. (Maio de 2015). Downside risks in EU carbon and fossil fuel markets. *Mathematics and Computers in Simulation*, pp. 17-35, https://doi.org/10.1016/j.matcom.2014.12.001.

Righi, M. B., & Ceretta, P. S. (22 de Abril de 2015). Forecasting Value at Risk and Expected Shortfall based on serial pair-copula constructions. *Expert Systems with Applications*, pp. 6380- 6390 https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.04.023.

Righi, M. B., Yang, Y., & Ceretta, P. S. (1 de Outubro de 2014). Nonparametric expectile regression for conditional autoregressive expected shortfall estimation. *Contemporary Studies in Economic and Financial Analysis*, pp. 83-95, https://doi.org/10.1108/S1569-375920140000096003.

Rueschendorf, L. (Fevereiro de 2014). Asymptotic equivalence of conservative value-at-risk- and expected shortfall-based capital charges. *Journal of Risk*, p. https://doi.org/10.21314/JOR.2014.291.

Salgueiro, A. M. (7 de Dezembro de 2019). Weather index-based insurance as a meteorological risk management alternative in viticulture. *Wine Economics and Policy*, pp. 114-126, https://doi.org/10.1016/j.wep.2019.07.002.

Scaillet, O. (Janeiro de 2004). Nonparametric estimation and sensitivity analysis of expected shortfall. *Mathematical Finance*, pp. 115-129, 10.1111/j.0960-1627.2004.00184.x.

So, M. K., & Wong, C.-M. (24 de Setembro de 2010). Estimation of Multiple Period of Expected Shortfall and Median Shortfall for Risk Management. pp. 739 - 754.

Stefani S., K. G. (10 de Novembro de 2020). Managing meteorological risk through expected shortfall. *Risks*.

Suh, S. (18 de Setembro de 2014). Measuring sovereign risk contagion in the Eurozone. *International Review of Economics & Finance*, pp. 45-65, https://doi.org/10.1016/j.iref.2014.09.002.

Suhaimi, W. N., & Wahab, H. A. (Issue 1 de Vol 18 de 2024). Currency Exposure and The Determinants of Corporate Hedging Practice Among Malaysian Non-Financial Firms. *International Journal of Economics and Management*, pp. 113 - 126; DOI: 10.47836/ijeam.18.1.0.

SUKCHAROEN, K., & LEATHAM, D. (4 de Maio de 2016). MEAN-VARIANCE VERSUS MEAN–EXPECTED SHORTFALL MODELS: AN APPLICATION TO WHEAT VARIETY SELECTION. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, pp. 148-172, https://doi.org/10.1017/aae.2016.8.

Taamouti, A. (Setembro de 2009). Analytical Value-at-Risk and Expected Shortfall under regime-switching. *Finance Research Letters*, pp. 138-151, https://doi.org/10.1016/j.frl.2009.03.004.

Taizhong, H., & Ouxiang, C. (12 de Outubro de 2020). On a family of coherent measures of variability. *Insurance: Mathematics and Economics*, pp. 173-182, https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2020.10.005.

Tasche, D. (Janeiro de 2002). Expected Shortfall and beyond. *Journal of Banking & Finance*, pp. 1519 - 1533.

Taylor, J. W. (16 de Maio de 2008). Using Exponentially Weighted Quantile Regression to Estimate Value at Risk and Expected Shortfall. *Journal of Financial Econometrics*, pp. 382-406.

Tolikas, K. (1 de Março de 2014). Unexpected tails in risk measurement: Some international evidence. *Journal of Banking & Finance*, pp. 476-493, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.07.022.

Trucíos, C., Tiwari, A. K., & Alqahtani, F. (18 de Novembro de 2019). Value-at-Risk and Expected Shortfall in Cryptocurrencies' Portfolio: A Vine Copula-based Approach. *Applied Economics*, pp. 2580-2593, https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1693023.

Ubukata, M. (05 de Abril de 2018). Dynamic hedging performance and downside risk: Evidence from Nikkei index futures. *International Review of Economics and Finance*, pp. 270 - 281; http://dx.doi.org/10.1016/j.iref.2018.03.026.

Wagalath, L., & Zubelli, J. P. (Maio de 2018). A Liquidation Risk Adjustment for Value at Risk and Expected Shortfall. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, pp. 1-21, https://doi.org/10.1142/S0219024918500103.

Walther, T. (3 de Abril de 2017). Expected shortfall in the presence of asymmetry and long memory An application to Vietnamese stock markets. *PACIFIC ACCOUNTING REVIEW*, pp. 132-151, https://doi.org/10.1108/PAR-06-2016-0063.

Wang, C.-S., & Zhao, Z. (Novembro de 2016). Conditional Value-at-Risk: Semiparametric estimation and inference. *Journal of Econometrics*, pp. 86-103, https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.07.002.

Wang, Y.-H. (Volume 36, Issue 1 de Janeiro de 2009). Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR-GARCH approach. *Expert Systems with Applications*, pp. 564 - 570; DOI: 10.1016/j.eswa.2007.09.056.

WEISS, G. N. (Maio de 2011). Are Copula-GOF-Tests of any Practical Use? Empirical Evidence for Stocks, Commodities and FX Futures. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, pp. 173-188, https://doi.org/10.1016/j.qref.2010.11.003.

WILKENS, S. (20 de Junho de 2019). Machine Learning in Risk Measurement: Gaussian Process Regression for Value-at-Risk and Expected Shortfall. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, pp. 374-383, http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3246131.

Wu, F. (7 de Dezembro de 2018). Sectoral contributions to systemic risk in the Chinese stock market. *Finance Research Letters*, pp. 386-390, https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.009.

Xu, Q., Chen, L., CuixiaJiang, & Yu, K. (14 de Julho de 2020). Mixed data sampling expectile regression with applications to measuring financial risk. *Economic Modelling*, pp. 469-486, https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.06.018.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (Outubro de 2002). Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value at Risk: Their Validity under Market Stress. *Monetary and Economic Studies*, pp. 181-238, https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00242-4.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (Janeiro de 2002a). On the validity of Value-at-Risk: Comparative Analyses with Expected Shortfall. *Monetary and Economic Studies*, pp. 57-86.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (Janeiro de 2002b). Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk: Their Estimation Error, Decomposition and Optimization . *Monetary and Economic Studies, 20*, pp. 97 - 122.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (Abril de 2002c). Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value at Risk (2): Expected Utility Maximization and Tail Risk. *Monetary and Economic Studies, 20*(N 2), 95 - 115.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (Outubro de 2002d). Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk (3): Their Validity Under Market Stress. *Journal of Banking & Finance, 20*(3), 87 - 122.

Yamai, Y., & Yoshiba, T. (25 de Setembro de 2004). Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. *Journal of Banking & Finance*, pp. 997-1015, https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.08.010.

Youssef, M., Belkacem, L., & Mokni, K. (Setembro de 2015). Value-at-Risk estimation of ennergy commodities: A long-memory GARCH-EVT Approach. *Energy Economics*, pp. 99-110 DOI: 10.1016/j.eneco.2015.06.010.

Yueh, M.-L., & Wong, M. C. (Fevereiro de 2010). Analytical VaR and Expected Shortfall for Quadratic Portfolios. *The Journal of Derivatives*, pp. 33-44, https://doi.org/10.3905/jod.2010.17.3.033.

Zhang, B., Wei, Y., Yu, J., Lai, X., & Peng, Z. (15 de Dezembro de 2014). Forecasting VaR and ES of stock index portfolio: A Vine copula method. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, pp. 112-124, https://doi.org/10.1016/j.physa.2014.08.043.

Zhang, Y., Han, G., Xie, H., & Wang, Z. (Abril de 2022). Tail Risk in the Chinese Vegetable Oil Market: Based on the EGAS-EVT Model. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, p. DOI:10.1155/2022/1904490.

Zhou, Q. (14 de Junho de 2011). Cooperative Hedging in the Complete Market under g-expectation Constraint. *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, pp. 373 - 380, DOI: 10.1007/s10255-011-0077-7.

Zipf, G. (1949). Human behavior and the principle of least effort: an introduction to human ecology. *Cambridge, Mass: Addison-Wesley Press*.

APÊNDICE 1

```
// Batch code for MG@RCH(1) module("G@RCH"); package("MGarch");
usedata("marcelo_fukui.oxdata");
system
{          Y = YEN_Spot, YEN_Fut;
 }
//General specification
CSTS(1,1);
DISTRI(1);
ARMA_ORDERS(0,0);
GARCH_ORDERS(1,1);
MODEL("DCC");
MLE(2);
VARIANCE_TARGETING(0);
UGARCH_MODELS("GJR");
UGARCH_TRUNC(1000);
UGARCH_ARFIMA(0);
UGARCH_VARIANCE_TARGETING(0);
ONE_STEP(1);
MaxControl(1000,0,0);
MaxControlEps(0.0001,0.005);
estimate("MaxSQP", 1, 1, 1287, 1);
FORECAST(1,321);
```