



Universidade de Brasília - UnB
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e
Documentação (FACE)
Programa de Pós-graduação em Administração (PPGA)
Curso de Doutorado Acadêmico

FABIO AUGUSTO SCALET MEDINA

ENSAIOS SOBRE RISCO OPERACIONAL

Brasília-DF
2023



Universidade de Brasília - UnB
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e
Documentação (FACE)
Programa de Pós-graduação em Administração (PPGA)
Curso de Doutorado Acadêmico

FABIO AUGUSTO SCALET MEDINA

ENSAIOS SOBRE RISCO OPERACIONAL

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA) da Universidade de Brasília (UnB) como requisito à obtenção do título de Doutor em Administração.

Área de Concentração: Finanças e Métodos Quantitativos.

Orientador: Prof. Dr. Herbert Kimura.

Brasília-DF

2023

FICHA CATALOGRÁFICA

MEDINA, Fabio Augusto Scalet.

Ensaio sobre Risco Operacional - Brasília, 2023, 91 p.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Brasília – UnB. Área de Concentração: Finanças e Métodos Quantitativos.

Orientador: Prof. Dr. Herbert Kimura.

1. Risco Operacional. 2. Instituição Financeira. 3. Perdas Operacionais. 4. COVID-19. I. Universidade de Brasília. Programa de Pós-Graduação em Administração. II. Ensaio sobre Risco Operacional.

FABIO AUGUSTO SCALET MEDINA

ENSAIOS SOBRE RISCO OPERACIONAL

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA) da Universidade de Brasília (UnB) como requisito à obtenção do título de Doutor em Administração.

Área de Concentração: Finanças e Métodos Quantitativos.

Prof. Dr. Herbert Kimura
Universidade de Brasília

Prof. Dr. Raul Matsushita
Universidade de Brasília

Prof. Dr. Fabiano Guasti Lima
Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Leonardo Fernando Cruz Basso
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Prof. Dr. Eli Hadad Junior
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Brasília-DF, 27 de fevereiro de 2023

*“Não ganhe o mundo e perca sua alma,
sabedoria é melhor que prata e ouro.”*

Robert Nesta Marley

RESUMO

A presente Tese de Doutorado contém Ensaaios sobre Risco Operacional presente no setor financeiro e está estruturada em três artigos. O primeiro artigo contém um estudo bibliométrico e revisão da literatura relacionada ao risco operacional, que identifica algumas lacunas na literatura e consequentes temas que podem ser explorados por pesquisadores. O segundo artigo verifica possíveis alterações nas perdas operacionais de uma instituição financeira diante da pandemia da COVID-19, por meio da aplicação de análise de regressão aos dados de frequência e severidade de perdas e conclui que há diferença significativa na severidade das perdas para os períodos pré e pós pandemia. Por fim, o terceiro artigo busca identificar quais variáveis internas de uma instituição financeira que influenciam as perdas operacionais e apresenta uma proposta de aplicação de metodologia que permite simulação do montante de perda operacional em diferentes cenários. O estudo identifica que o *home office* e outras variáveis influenciam a frequência e severidade das perdas, sendo que esse achado pode auxiliar as instituições na tomada de decisão e no gerenciamento do risco operacional.

PALAVRAS-CHAVE: Risco Operacional, Instituição Financeira, Perdas Operacionais, COVID-19.

ABSTRACT

This Doctoral Thesis contains Essays on Operational Risk present in the financial sector and is structured in three articles. The first article contains a bibliometric study and literature review related to operational risk, which identifies some gaps in the literature and consequent themes that can be explored by researchers. The second article verifies possible changes in the operational losses of a financial institution face of the COVID-19 pandemic, through the application of regression analysis to the frequency and severity of losses and concludes that there is a significant difference in the severity of losses for the periods pre and post pandemic. Finally, the third article seeks to identify which internal variables of a financial institution influence operational losses and presents a proposal for application of a methodology that allows simulation of the amount of operational losses in different scenarios. The study identifies that the home office and other variables influence the frequency and severity of losses, and this finding can help institutions in decision-making and operational risk management.

KEYWORDS: Operational Risk, Banking, Operational Losses, COVID-19.

SUMÁRIO

1 Introdução	8
2 Análise da literatura sobre risco operacional: uma pesquisa	10
2.1 Introdução	10
2.2 Método De Pesquisa	10
2.3 Classificação e Codificação	15
2.4 Resultados da Análise da Literatura	22
2.4.1 Identificação e Avaliação de Risco Operacional	23
2.4.1.1 Base de Dados de Risco Operacional	24
2.4.1.2 Mensuração de Risco Operacional	27
2.4.2 Monitoramento e Reporte de Risco Operacional.....	31
2.4.3 Controle e Mitigação de Risco Operacional.....	33
2.5 Conclusão	34
3 Impacto da pandemia da COVID-19 nas Perdas Operacionais	36
3.1 Introdução	36
3.2 Referencial Teórico	37
3.3 Dados e Métodos	42
3.4 Resultados	44
3.5 Conclusão	48
4 Determinantes das Perdas Operacionais após a COVID-19	50
4.1 Introdução	50
4.2 Referencial Teórico	52
4.3 Dados e Métodos	54
4.4 Resultados	57
4.4.1 Estatísticas Descritivas.....	57
4.4.2 Modelos de Regressão.....	60
4.4.3 Testes de Estresse	65
4.5 Conclusão	67
5 Referências Bibliográficas	68
Apêndice A – Classificação dos Artigos	87

1 Introdução

Para o segmento bancário, risco está associado à possibilidade de ocorrência de prejuízos financeiros. Após as publicações dos Acordos de Basileia e consequente aumento da regulação do setor, a gestão de riscos ganhou importância, tendo sido desenvolvidos e aprimorados diversos procedimentos, mecanismos e modelos de mensuração e controle de riscos.

O Risco Operacional (RO) é um dos principais riscos aos quais uma instituição financeira está exposta e reconhecido como um importante componente devido aos grandes montantes de perdas efetivas e de capital alocado pelas instituições financeiras.

Diante da relevância do tema para o segmento bancário, o risco operacional foi definido como tema para esta Tese. Mais especificamente, associamos risco operacional com a pandemia da COVID-19, considerada a maior emergência de saúde pública internacional em décadas e que trouxe diversos impactos para a sociedade, trouxe um novo contexto comportamental e novas situações de trabalho, como por exemplo a adoção do modelo de *Home Office*.

Assim, o objetivo desta Tese foi investigar se os eventos de risco operacional sofreram alterações significativas no período pós pandemia e quais variáveis influenciam a frequência e severidade das perdas operacionais, gerando insights e subsídios para que as instituições financeiras possam atuar no gerenciamento do risco operacional e consequente redução dos prejuízos relacionados a esse tipo de risco.

Esta Tese está organizada em três artigos complementares. O capítulo 2 contém um estudo bibliométrico e revisão da literatura relacionada ao risco operacional e é denominado “Análise da literatura sobre risco operacional: uma pesquisa”, o capítulo 3 verifica possíveis alterações nas perdas operacionais de uma instituição financeira diante da pandemia da COVID-19 e quais eventos de risco operacional sofreram impacto. Esse artigo é intitulado “Impactos da Pandemia da COVID-19 nas Perdas Operacionais” e foi publicado em 15/08/2022 no periódico *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, (disponível em <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fams.2022.940102/full>).

Por fim, o capítulo 4 contém o artigo “Determinantes das Perdas Operacionais após a COVID-19” que verifica quais variáveis internas de uma instituição financeira influenciam as perdas operacionais e apresenta uma proposta de aplicação de Teste de

Estresse, permitindo a simulação do montante de perda operacional em diferentes cenários e auxiliando as instituições no gerenciamento do risco operacional.

2 Análise da literatura sobre Risco Operacional em bancos antes da pandemia da COVID-19

2.1 Introdução

O risco operacional é definido como a possibilidade da ocorrência de perdas resultantes de eventos externos ou de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas ou sistemas, incluindo o risco legal associado à inadequação ou deficiência em contratos firmados pela Instituição Financeira (IF), bem como às sanções em razão de descumprimento de dispositivos legais e às indenizações por danos a terceiros decorrentes das atividades desenvolvidas pela instituição (BCBS, 2017).

As primeiras discussões do comitê de Basileia relacionadas ao risco operacional foram em 2001 e culminaram na publicação do documento “*Operational Risk*” (BCBS, 2001) e, a partir dessa publicação, inúmeras pesquisas foram publicadas, tendo como pioneiros os estudos de Cruz (2002) e Hoffman (2002).

Tendo em vista a recenticidade de pesquisas sobre o tema e dada a relevância desse tipo de risco para o segmento bancário, o presente artigo teve o objetivo de realizar uma pesquisa sistemática dos artigos científicos publicados sobre Risco Operacional, com o intuito de conhecer os estudos relacionados ao tema e identificar lacunas presentes na literatura.

2.2 Método De Pesquisa

A partir do método proposto por Jabbour (2013), Junior & Godinho-Filho (2010) e Seuring (2013) e aplicado por Silva, Kimura & Sobreiro (2019), a pesquisa sistemática foi realizada seguindo as seguintes etapas:

- Etapa 1: Pesquisa nos bancos de dados de artigos científicos;
- Etapa 2: Exclusão dos artigos duplicados;
- Etapa 3: Capturar (baixar) todos os artigos da amostra;
- Etapa 4: Classificar os artigos de acordo com suas características;
- Etapa 5: Gerar estatísticas descritivas da literatura sobre Risco Operacional;
- Etapa 6: Identificar lacunas na literatura sobre Risco Operacional;

Em 14 de janeiro de 2020 foram realizadas buscas nos bancos de dados *Scopus* e *Web of Knowledge* utilizando o termo “Operational Risk” and Banking” como palavras-chave de pesquisa. Essas pesquisas não se limitaram temporalmente e por área temática, no entanto foram selecionados apenas o tipo de documento “artigo”. A pesquisa na base de dados *Web of Knowledge* gerou uma amostra de 281 artigos e a base *Scopus* gerou uma amostra de 197 artigos. Foram excluídos os artigos que não possuíam *Digital Object Identifier* (DOI), identificador único para artigos, anais e demais publicações científicas, assim os quantitativos ficaram: *Web of Knowledge* com 229 e *Scopus* com 146. Em seguida, as bases de artigos foram unificadas, cujos resultados foram de 144 artigos presentes exclusivamente na base da *Web of Knowledge*, 61 artigos exclusivos da base da *Scopus* e 85 artigos presentes em ambas as bases, compondo a amostra final de 290 artigos distintos.

O próximo passo da pesquisa sistemática foi fazer o download dos artigos para em seguida os mesmos serem analisados (Etapa 3), no entanto, dos 290 artigos, 52 não estavam disponíveis download, ou seja, foi possível obter um total de 238 artigos para classificação.

Após análise dos 238 artigos, foram identificados 26 que, apesar de citarem as palavras-chave em seu conteúdo, não estavam relacionados ao escopo do trabalho e, diante disto, foram excluídos da análise, restando uma amostra final de 212 artigos, conforme composição a seguir:

Tabela 2.1 – Distribuição da Quantidade de Artigos por Base de Dados

Base de artigos	Quantidade de Artigos
Somente <i>Web of Knowledge</i>	104
Somente <i>Scopus</i>	46
Ambas as bases	62
Total	212

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação aos veículos de publicação dos artigos observou-se uma grande dispersão, sendo encontrados 118 periódicos distintos, conforme exposto na Tabela 2.2:

Tabela 2.2 – Distribuição dos Periódicos de Publicação dos Artigos.

Periódico	Quantidade	Percentual
Journal of Operational Risk	26	12,26%
Journal of Banking and Finance	13	6,13%
Journal of Financial Regulation and Compliance	9	4,25%
Journal of Risk Finance	7	3,30%
Physica A: Statistical Mechanics and its Applications	6	2,83%
Banks and Bank Systems	4	1,89%
Insurance Mathematics & Economics	4	1,89%
Journal of Risk and Insurance	4	1,89%
Expert Systems with Applications	3	1,42%
International Review of Financial Analysis	3	1,42%
North American Journal of Economics and Finance	3	1,42%
Risks	3	1,42%
Outros	127	59,91%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Observa-se também que o periódico que mais apresentou publicações sobre o tema pesquisado foi o *Journal of Operational Risk*, periódico da Risk.net, que se autointitula como a principal fonte mundial de notícias e análises detalhadas sobre gerenciamento de riscos, derivativos e regulamentação, seguido do *Journal of Banking and Finance* e do *Journal of Financial Regulation and Compliance*. Os periódicos que possuíram duas ou uma publicação foram classificados como “Outros”. Observa-se ainda que 12 periódicos concentraram 40% do total de artigos publicados em todo o período.

Em relação ao ano de publicação, observa-se pela Tabela 2.3 que o primeiro artigo sobre o tema foi publicado em 2002 e ocorrem publicações todos os anos até 2019, com frequência crescente ao longo do tempo, impulsionados pela publicação dos acordos de Basiléia. Nota-se que a partir de 2010 o número de artigos sobre risco operacional em bancos cresce, com aumento expressivo de artigos em 2016 e pico de publicações em 2018, indicando a importância do tema nos últimos anos.

Tabela 2.3 – Distribuição do Ano de Publicação dos Artigos.

Ano	Quantidade	Percentual
2002	1	0,47%
2003	2	0,94%
2004	6	2,83%
2005	4	1,89%
2006	9	4,25%
2007	6	2,83%
2008	9	4,25%
2009	8	3,77%
2010	12	5,66%
2011	11	5,19%
2012	19	8,96%
2013	11	5,19%
2014	11	5,19%
2015	11	5,19%
2016	23	10,85%
2017	21	9,91%
2018	25	11,79%
2019	23	10,85%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação à quantidade de autores dos Artigos, observa-se pela Tabela 2.4 que a quantidade que mais aparece é de 3 autores por artigo, com 32,55%, seguido de 2 autores e 1 autor. Note que existe um artigo que possui 8 autores e um que possui 10, sendo esse o número máximo de autores observados.

Tabela 2.4 – Distribuição da Quantidade de Autores dos Artigos.

Quantidade de Autores	Frequência	Percentual
1	47	22,17%
2	62	29,25%
3	69	32,55%
4	18	8,49%
5	10	4,72%
6	2	0,94%
7	2	0,94%
8	1	0,47%
10	1	0,47%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação aos países de origem das publicações foi observado 42 países distintos, sendo que os Estados Unidos (USA) é o país que mais publica, com 29 Artigos (13,69%), seguido da China com 26 (12,26%) e do Reino Unido com 23 (10,85%), conforme exposto na Tabela 2.5.

Tabela 2.5 – Distribuição do País de origem dos Artigos.

País	Quantidade	Percentual
USA	29	13,68%
China	26	12,26%
Reino Unido	23	10,85%
Austrália	14	6,60%
Itália	14	6,60%
Suíça	13	6,13%
Alemanha	8	3,77%
Espanha	8	3,77%
Índia	7	3,30%
Malásia	7	3,30%
Canadá	6	2,83%
Taiwan	6	2,83%
África do Sul	5	2,36%
Egito	3	1,42%
França	3	1,42%
Montenegro	3	1,42%
Outros	34	16,04%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se a predominância de pesquisas em países desenvolvidos nas publicações, sendo que este fato pode ser explicado pela maior concentração de pesquisadores nesses

países. Os países que possuíram abaixo de duas publicações foram classificados como “Outros”. Vale ressaltar que, em casos de artigo com mais de um autor e oriundos de países distintos, considerou-se o país do primeiro autor da publicação.

2.3 Classificação e Codificação

A estrutura para classificação foi construída seguindo o método proposto por Jabbour (2013), Junior & Godinho-Filho (2010) e Seuring (2013) e aplicado por Silva (2018).

Foram observadas 9 características dos artigos, sendo que cada característica possui mais de uma categoria possível. As características foram numeradas de 1 a 9 e as categorias foram codificadas com letras (A, B, C, etc.), conforme apresentado a seguir:

Tabela 2.6 – Características e Categorias da Classificação Sistemática.

Classificação	Característica	Categorias
1	Objeto de Estudo	A - Mensurar B - Identificar C - Controlar D - Mitigar E - Reportar F - Monitorar
2	Aborda Outros Riscos	A - Sim B - Não
3	Tipo de Risco	A - Crédito B - Mercado C - Liquidez D - Reputacional E - Concentração F - Estratégia G - Sistemico
4	Tipo de Estudo	A - Empírico B - Teórico C - Ambos
5	Abordagem	A - Quantitativa B - Qualitativa C - Quali e Quanti D - Descritiva/Revisão/Pesquisa de Literatura
6	Método	A - Matematico/Estatistico/Computacional B - Especialista C - <i>Survey</i> D - Outros E - Não se Aplica
7	Tipo de Dado	A - Real B - Simulado C - Real e Simulado D - Não se Aplica
8	Período dos Dados	A - Mais de 10 anos B - De 5 a 10 anos C - De 2 a 5 anos D - Menos de 2 anos E - Não Informado F - Não se Aplica
9	Resultados	A - Novas Perspectivas B - Estudo Comparativo C - Consistente com a Literatura do Tema D - Replicação de estudo em diferente contexto/período E - Estudo Exploratório F - Revisão/Pesquisa de Literatura G - Não se Aplica

Fonte: Elaborado pelos autores, adaptado de Jabbour (2013, p. 145).

A lista completa dos artigos que compõem a amostra e suas respectivas classificações estão contidos no Apêndice A.

De acordo com o documento *Principles for the Sound Management of Operational Risk* os princípios para o gerenciamento de risco operacional abrangem o processo de identificação de riscos aso quais a instituição financeira está exposta, medir

as exposições a esses riscos sempre que possível, garantir a existência de um programa eficaz de planejamento e monitoramento de capital, monitorando as exposições a riscos e as necessidades de capital de maneira contínua, adotando medidas para controlar ou mitigar as exposições aos riscos e reportando à alta administração e ao conselho sobre as exposições e posições de capital do banco (BCBS, 2011).

Com base neste documento, as categorias criadas as seguintes categorias para o Objeto de Estudo: Identificar, Mensurar, Monitorar, Controlar, Mitigar e Reportar, e a Tabela 2.7 a seguir apresenta a distribuição dos artigos para essa característica:

Tabela 2.7 – Distribuição do Objeto de Estudo dos Artigos.

Objeto	Quantidade	Percentual
Mensurar	137	64,62%
Identificar	27	12,74%
Controlar	25	11,79%
Mitigar	13	6,13%
Reportar	10	4,72%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se pela Tabela 2.7 que a fase da Gestão de Riscos “Mensurar” é a que mais possui artigos publicados. A grande maioria dos artigos dessa categoria versam sobre Mensuração de Capital Regulatório e Econômico de Risco Operacional, em especial mensuração via Abordagem Avançada (AMA), utilizando a metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA), pois o desenvolvimento e aplicação desses modelos é um dos principais desafios das instituições financeiras. Outros temas estudados enquadrados nessa categoria abarcam Testes de Estresse e Agregação de Riscos.

A Identificação de Risco Operacional é o segundo tema mais pesquisado e artigos relacionados a essa fase da gestão de riscos versam sobre metodologias de identificação de riscos, tipos de eventos de RO, Identificação de riscos em novas tecnologias, Risco de Sistemas de TI e Cyber Risk.

Em relação aos artigos relacionados ao Controle de Risco Operacional, os principais temas estudados são Nível de Implementação de Gestão de RO, Regulação Bancária, Controles Internos, Linhas de Defesa, Apetite por Riscos e Ferramentas para Gestão de RO.

Na categoria Mitigação de Risco Operacional encontram-se artigos que versam sobre Seguros contra perdas, Prêmio de Risco, Reclamação dos Clientes sobre eventos de RO e Conhecimento/*skills* dos empregados para evitar eventos de RO.

Em relação ao Reporte de Risco Operacional os artigos estudados versam sobre Divulgação de Risco Operacional (*Operational Risk Disclosure*) e reportes regulamentares.

No decorrer da análise notou-se que alguns artigos tratam não só apenas sobre Risco Operacional, mas incluem também demais riscos em sua pesquisa, assim, analisou-se quais artigos possuíam outro(s) tipo(s) de Risco, além do Risco Operacional, como objeto de estudo, e o resultado obtido está exposto na Tabela 2.8 a seguir:

Tabela 2.8 – Distribuição da Abordagem a Outros Riscos contida nos Artigos.

Aborda Outros Riscos	Quantidade	Percentual
Não	151	71,23%
Sim	61	28,77%
Total	212	100%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que 71,23% dos artigos estudam somente o Risco Operacional enquanto 28,77% abordam também outros riscos.

Em relação aos riscos abordados pelos artigos além do RO, a Tabela 2.9 a seguir apresenta os tipos de Riscos abordados nos artigos da amostra, valendo destacar que todos os artigos na amostra final também contêm o Risco Operacional como objeto de estudo:

Tabela 2.9 – Distribuição dos Demais Tipos de Riscos Abordados nos Artigos

Quais Riscos?	Quantidade	Percentual
Crédito	46	36,07%
Mercado	33	16,39%
Liquidez	21	9,84%
Reputacional	9	8,20%
Outros	4	8,20%
Total	113	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que o estudo dos Riscos de Crédito e Mercado são os que mais estão presentes em conjunto com o Risco Operacional nos artigos. Esse resultado é explicado pelo fato dos Riscos de Crédito, Mercado e Operacional serem os riscos denominados de

Pilar I de Basiléia II, para os quais são exigidos a mensuração do Capital Regulatório e em terceiro lugar a apreço o Risco de Liquidez.

Os artigos que abordam o Risco Reputacional focam no aumento da exposição deste tipo de risco em decorrência de eventos de Risco Operacional, demonstrando a grande dependência entre esses dois tipos de risco.

Em seguida aparecem os Riscos de Concentração, de Estratégia e Sistêmico, com apenas um artigo cada e agrupados na categoria “Outros”.

Vale ressaltar que alguns artigos abordam mais de um risco além do RO e por esse motivo a somatória da Tabela 2.9 é maior do que o número de artigos que citam outros riscos expostos na Tabela 2.8.

Em geral, os artigos que abordam outros tipos de Riscos em conjunto com o risco Operacional versam sobre Mensuração de Capital Regulatório e Econômico, Agregação de Riscos, Gestão de Riscos e Governança Corporativa.

Observou-se que há espaço para desenvolvimento de trabalhos que estudem a dependência/correlação entre o Risco Operacional e outros tipos de risco, principalmente os riscos conhecidos como de Pilar II de Basiléia II, ou seja, riscos específicos das instituições, como por exemplo o Risco Socioambiental.

Vale lembrar que o Risco Legal e Cyber fazem parte do Risco Operacional e, por esse motivo, não estão elencados nessa característica de Demais Tipos de Riscos Abordados.

Em relação ao Tipo de Estudo, a Tabela 2.10 a seguir demonstra a distribuição:

Tabela 2.10 – Distribuição dos Tipos de Estudo Utilizados nos Artigos

Tipo de estudo	Quantidade	Percentual
Empírico	145	68,40%
Teórico	45	21,23%
Ambos	22	10,38%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que o tipo de estudo predominante é o Empírico, com 68,4 %, seguido de estudos teóricos com 21,23% e por fim, estudos que desenvolvem teoria sobre o Risco Operacional e em seguida testam a teoria desenvolvida, classificados como Ambos.

Em relação à Abordagem do estudo, a Tabela 2.11 a seguir demonstra a distribuição encontrada:

Tabela 2.11 – Distribuição da Abordagem dos Artigos

Abordagem	Quantidade	Percentual
Quantitativa	138	65,09%
Descritiva/Revisão/Pesquisa de Literatura	30	14,15%
Quali e Quanti	27	12,74%
Qualitativa	17	8,02%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que a abordagem predominante é a Quantitativa, seguida das pesquisas “Descritiva/Revisão/Pesquisa de Literatura”, das “Quali e Quanti” e por fim as pesquisas Qualitativas.

A Tabela 2.12 a seguir apresenta a Distribuição do Método Aplicado nos artigos da amostra:

Tabela 2.12 – Distribuição do Método Aplicado nos Artigos

Método	Quantidade	Percentual
Matemático/Estatístico/Computacional	145	68,40%
Especialista	22	10,38%
<i>Survey</i>	19	8,96%
Outros	2	0,94%
Não se Aplica	24	11,32%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Note que a maioria dos estudos (68,4%) utilizam métodos Matemático, Estatístico ou Computacional e exemplos de técnicas aplicadas são: LDA, Cópulas, Análise de Regressão, Fuzzy AHP, Bayesian networks e Modelagem Estocástica.

A Tabela 2.13 a seguir apresenta a distribuição do Tipo de dado analisado nos artigos da amostra:

Tabela 2.13 – Distribuição do Tipo de dado utilizado nos Artigos

Tipo de Dado	Quantidade	Percentual
Real	132	62,26%
Simulado	22	10,38%
Real e Simulado	4	1,89%
Não se Aplica	54	25,47%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que 62% dos artigos utilizam-se de dados reais, enquanto 10,38% utilizaram dados simulados e apenas 1,89% utilizaram os dois tipos de dados.

Artigos com método *Survey* foram enquadrados como dados reais, tendo em vista que se trata de pesquisa realizada por meio de questionários aplicados.

As simulações de dados apresentados nos artigos referem-se a simulações de variáveis aleatórias representando a frequência e severidade das perdas operacionais, realizadas a partir de distribuições de probabilidade e parâmetros definidos pelos autores.

A utilização de dados reais é muito importante para validação de hipóteses e modelos e a quantidade expressiva de artigos que utilizam dados reais demonstra que, ao disponibilizar informações, as instituições estão interessadas em pesquisas relacionadas ao tema.

A seguir é apresentada a distribuição da categorização dos Período de Dados Utilizado nos Artigos:

Tabela 2.14 – Distribuição do Período de Dados Utilizado nos Artigos

Período dos Dados	Quantidade	Percentual
Mais de 10 anos	40	18,87%
De 5 a 10 anos	37	17,45%
De 2 a 5 anos	21	9,91%
Menos de 2 anos	14	6,60%
Não Informado	9	4,25%
Não se Aplica	91	42,92%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que os pesquisadores se utilizam de períodos mais longos de dados em seus estudos, com 40 artigos utilizando mais de 10 anos de dados de perda operacional. Esse resultado pode ser explicado pela orientação de se utilizar de período maior do que 10 anos de perdas históricas para a modelagem de risco operacional, no entanto, muitos bancos não possuem histórico com esse período, fazendo com que alguns estudos utilizem períodos menores.

Estudos enquadrados como “Não se Aplica” referem-se a estudos teóricos.

A seguir é apresentada a distribuição da categorização dos Resultados dos Artigos:

Tabela 2.15 – Distribuição dos Resultados dos Artigos

Resultados	Quantidade	Percentual
Novas Perspectivas	166	78,30%
Estudo Comparativo	17	8,02%
Consistente com a Literatura do Tema	8	3,77%
Outros	4	1,88%
Não se Aplica	17	8,02%
Total	212	100,00%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que os artigos, em sua grande maioria (78,30%), trazem novas perspectivas, demonstrando que a pesquisa sobre Risco Operacional no setor financeiro teve grande avanços ao longo do tempo.

Estudos comparativos representam 8,02% e artigos com resultados consistentes com a literatura representam 3,77% do total da amostra.

A categoria “Outros” possui dois artigos enquadrados como Replicação de estudo em diferente contexto/período, um Estudo Exploratório e uma Revisão/Pesquisa de Literatura.

2.4 Resultados da Análise da Literatura

De acordo com o documento *Principles for the Sound Management of Operational Risk*, a Gestão de Risco Operacional abrange o processo de identificar os riscos aos quais a instituição financeira está exposta, mensurar as exposições a esses riscos sempre que possível, monitorar as exposições a riscos e as necessidades de capital de maneira contínua, controlar ou mitigar as exposições aos riscos e reportar à alta administração e ao conselho sobre as exposições e posições de capital do banco (BCBS, 2011).

BCBS (2011) ainda subdivide o Ambiente de Gerenciamento de Riscos nos seguintes processos:

- Identificação e Avaliação;
- Monitoramento e Reporte;
- Controle e Mitigação.

Com base nesta definição e subdivisão do processo de Gestão de Risco Operacional, a análise da literatura contida neste artigo foi subdividida nos seguintes tópicos: Identificação e Avaliação, Monitoramento e Reporte e Controle e Mitigação.

2.4.1 Identificação e Avaliação de Risco Operacional

A primeira etapa do processo de Gestão de Risco Operacional é Identificar como o Risco Operacional se materializa na instituição, mapeando quais os eventos de RO que a instituição está exposta e quais os fatores que influenciam essa exposição.

Scandizzo (2005) relata que há mais de uma maneira de mapear o risco operacional, sendo que a técnica mais comum é o mapeamento por meio de um gráfico de probabilidade versus gravidade, usado para identificar quais seriam as maiores exposições e conseqüentemente as prioridades da administração em seu tratamento, no entanto, essa técnica não indica quais ações de gerenciamento devem ser adotadas para alterar o perfil de risco existente. Outra maneira é mapear os riscos dos processos, indicando as fases em que eles podem ocorrer e quais os principais determinantes e fatores de risco, obtendo resultado um pouco mais complexo e rico em qualidade informações, indicando quais partes do processo devem ser alteradas para minimizar a exposição ao risco e permitindo identificar os Indicadores Chave de Risco (do inglês *Key Risk Indicators* ou KRIs) mais relevantes para cada exposição.

De acordo com o Princípio 6 contido em BCBS (2011), os gestores devem garantir a identificação e avaliação do risco operacional inerente a todos os produtos, atividades, processos e sistemas, para que estes sejam bem compreendidos. A identificação e avaliação de riscos deve considerar os fatores internos e os externos de forma a permitir que o banco entenda seu perfil de risco e aloque recursos e estratégias de gerenciamento de riscos com mais eficiência.

Em relação a fatores internos que possam influenciar o risco operacional, Wang e Hsu (2013) investigaram a relação entre a composição da diretoria e os eventos de risco operacional das instituições financeiras no período de 1996 a 2010 e os resultados obtidos sugerem que tamanho da instituição está negativamente associado à possibilidade de eventos de risco operacional e que empresas com maior proporção de conselheiros independentes tem menor probabilidade de sofrer fraude ou falha no cumprimento de obrigações para com os clientes.

Em relação a fatores externos, Cope, Piche & Walter (2012) investigaram as relações entre a severidade dos eventos de perda operacionais no setor bancário e diversos

indicadores regulatórios, legais, geográficos e econômicos. Com base em uma amostra de dados de mais de 57.000 perdas incorridas em mais de 130 países contidas na base de dados da *Operational Riskdata eXchange* (ORX), os autores encontraram evidências de correlações significativas entre Fraude Interna e restrições ao poder executivo e à prevalência de informações privilegiadas. Clientes, produtos e práticas comerciais as perdas estão significativamente relacionadas às leis de valores mobiliários e proteção aos acionistas, restrições à atividade, poder de supervisão e prevalência de informações privilegiadas. Outros tipos de eventos são sensíveis ao PIB e à governança da empresa.

Alguns estudos encontrados na literatura versam sobre identificação de Risco Operacional em processos específicos, como por exemplo *Mobile Business* (CHEN & LIU, 2016), tecnologias digitais (CIBORRA, 2006), *Data Center* de bancos comerciais (LI, YANG & LI, 2016) e *Trading* (WILLMAN et al. 2006; SCHENK, 2017).

2.4.1.1 Base de Dados de Risco Operacional

Após identificação dos fatores/exposições de risco operacional de seus processos, o próximo desafio das instituições financeiras é formar uma base de dados de eventos e perdas operacionais robusta em termos de qualidade e histórico de informações.

De acordo com BCBS (2019) um banco deve ser capaz de mapear seus dados históricos de perdas operacionais internas e fornecer esses dados aos supervisores, mediante solicitação. Os bancos devem ainda ter critérios objetivos e documentados para alocar perdas nos tipos de eventos especificados, no entanto, cabe ao banco decidir o nível de detalhamento das categorizações em seu sistema interno de risco operacional.

Os eventos de Risco Operacional devem ser classificados, em seu primeiro nível, em uma das categorias a seguir (BCBS, 2019a; BACEN, 2017):

- Fraudes internas;
- Fraudes externas;
- Demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho;
- Práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços;
- Danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição;
- Situações que acarretem a interrupção das atividades da instituição;
- Falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação (TI);
- Falhas na execução, no cumprimento de prazos ou no gerenciamento das atividades na instituição.

É comum que as instituições possuam subníveis para classificação dos eventos de perda, visando maior detalhe, controle e mitigação das ocorrências, assim, a Tabela 2.16 a seguir apresenta exemplo de subníveis para categorização de um evento de perda operacional relacionado à Fraude Externa:

Tabela 2.16 – Exemplo de Grade de Eventos de Risco Operacional.

Nível I		Nível II		Nível III		
Evento	Descrição	Evento	Descrição	Evento	Descrição	
Fraude Externa	Ação de má-fé praticada por terceiros, sem a participação de empregados, prestadores de serviços, estagiários ou menores aprendizes, por meio de adulteração, falsificação ou abuso de confiança, violação de sistemas informatizados com a finalidade deliberada e consciente de se apropriar ilegitimamente de valores ou informações pertencentes à IF ou sob a sua responsabilidade.	Roubo e Fraude (Origem Externa)	Apropriação ilegítima de valores pertencentes à IF ou sob a sua responsabilidade por meio de adulteração, falsificação ou abuso de confiança, violação de sistemas informatizados.	Fraude com cartões de crédito	Clonagem/Falsificação de cartões de crédito	
				Fraude com cartões de débito	Clonagem/Falsificação de cartões de débito	
				Fraude documental	Alteração/ Falsificação de dados documentais	
					Fraude em títulos e boletos de cobrança	Alteração/ Falsificação de título ou boleto de cobrança
					Fraude ou adulteração de cheques	Alteração de dados contidos no cheque ou falsificação/clonagem do cheque
				Segurança de Sistemas	Falha na segurança dos sistemas informatizados que permitam a violação e roubo de informações, com fins ilícitos.	Violação por hacker

Fonte: Elaborado pelos autores.

Power (2005) faz os seguintes comentários em relação à coleta de dados e informações de risco operacional: Quais dados são relevantes para o gerenciamento de risco operacional? As perdas históricas são mais importantes que os eventos de perdas potenciais ou de “quase perda” (*near misses*)? As intervenções de gerenciamento efetivo de risco operacional, como por exemplo controles internos, eventos mitigados por planos de resiliência comercial ou eventos transferidos por seguros, geram menos dados/informações para a base de perdas.

Diante destes questionamentos, a seguir são apresentadas algumas informações relevantes para constituição da base de dados interna de perdas operacionais (BACEN (2020):

- Para cada evento ou perda operacional deve ser identificada a instituição do conglomerado/consolidado, a unidade de negócio e a identificação do sistema/fonte oriundos;
- Devem ser registrados três tipos de data para cada evento: de ocorrência, de descoberta e de lançamento contábil;
- Para as perdas consideradas relevantes em termos de severidade (estabelecer um corte), é necessário o registro da descrição (narrativa) do evento e da causa da perda operacional;
- No caso de múltiplas perdas relacionadas ao mesmo evento, o evento raiz deve ser identificado e as perdas a ele associadas devem ser agrupadas;
- A perda bruta e o valor recuperado devem ser registrados separadamente, independentemente do prazo decorrido entre despesa e receita, identificando ainda eventuais valores recuperados por seguro;
- Devem ser registrados na base a conta COSIF e rubrica interna do balancete analítico que recebeu o lançamento de débito/crédito da perda operacional ou provisão;
- Deve ser registrado se a perda operacional está relacionada a outros tipos de risco (por exemplo risco de crédito, mercado, cibernético ou socioambiental) e eventuais valores recuperados.

Vale ressaltar ainda que as despesas de provisão das ações judiciais devem ser registradas como perdas operacionais na base de dados. As complementações ou reversões das provisões, pagamento final da ação judicial, honorários advocatícios e custas de sucumbência devem ser registradas em adição à provisão inicial, considerando a data do evento como aquela do registro da despesa de provisão inicial.

Zhu et al. (2018) apresentam uma metodologia para construção de bases de dados de riscos e aplicaram a metodologia para construção de base de dados de RO de bancos Chineses por meio da coleta e análise de informações divulgadas pelos bancos em fontes públicas, capturando um total de 2.132 eventos de risco operacional ocorridos de 1994 a 2012 e transformando-os em registros da para a base.

BACEN (2020) relata ainda que base de dados de risco operacional deve conter as perdas operacionais associadas ao risco cibernético e ao risco socioambiental.

O documento *Progress in adopting the Principles for effective risk data aggregation and risk reporting*, publicado em pelo BCBS em junho de 2018, relata que os bancos encontram dificuldade em cumprir os Princípios para uma gestão eficaz de dados e relatórios de risco devido, principalmente, à complexidade e interdependência dos projetos de TI. O documento ainda relata que os roteiros de implementação desenvolvidos pelos bancos se concentram em questões relacionadas à governança, qualidade dos dados e infraestrutura de TI (BCBS, 2018).

2.4.1.2 Mensuração de Risco Operacional

Em relação à mensuração do capital regulatório para fazer frente ao Risco Operacional, o Acordo de Basileia II, publicado em junho de 2004, propôs três abordagens (BCBS 2004):

- BIA (*Basic Indicator Approach*) – Abordagem Básica;
- TSA (*The Standardized Approach*) – Abordagem Padronizada;
- AMA (*Advanced Measurement Approach*) – Abordagem Avançada.

Enquanto as abordagens BIA e TSA (e também a abordagem ASA, do inglês *Alternative Standardized Approach*) estimam o capital para fazer frente ao Risco Operacional em função do resultado bruto (*Gross Income*) da instituição, a abordagem AMA permite que os bancos desenvolvam seu modelo próprio de mensuração de capital (CHAPELLE et al., 2008), possibilitando a mensuração por tipo de evento de RO e, conseqüentemente, gerando informações mais acuradas.

De acordo com o Comitê da Basileia de Supervisão Bancária e o Banco Central do Brasil, os requisitos mínimos para a utilização de abordagem avançada AMA para mensuração da parcela de capital referente ao risco operacional (RWA_{OAMA}) dos ativos ponderados pelo risco (RWA) (BCBS, 2004, BACEN, 2013) são o uso de dados internos de perdas operacionais, uso de dados externos de perdas operacionais, realização de análise de cenários e utilização de indicadores de ambiente de negócios e controles internos (BEICF, do inglês *Business Environment and Internal Control Factors*).

A metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA) é a mais utilizada na aplicação da abordagem avançada AMA para mensuração do capital econômico de Risco Operacional. A LDA é uma técnica paramétrica que consiste em estimar separadamente

uma distribuição para a frequência (quantidade de ocorrência) de perdas operacionais e uma distribuição de severidade (valor) das perdas, sendo essas duas distribuições combinadas para obter a distribuição agregada de perdas (CHAPELLE et al., 2008).

A metodologia LDA pode ser formulada a partir do modelo descrito a seguir (SHEVCHENKO, 2011):

$$Z_t = \sum_{j=1}^J Z_t^{(j)}; Z_t^{(j)} = \sum_{i=1}^{N_t^{(j)}} X_i^{(j)}(t). \quad (2.1)$$

Onde:

- $t = 1, 2, \dots$ em anos;
- Z_t representa a perda anual de Risco operacional;
- $Z_t^{(j)}$ representa a perda anual do evento j de Risco operacional;
- $N_t^{(j)}$ representa o valor obtido para a frequência anual do evento j por meio de uma distribuição discreta ajustada;
- $X_i^{(j)}(t)$ representa o valor obtido por meio de uma distribuição contínua ajustada para a severidade.

De acordo com definição contida em BCBS (2004) e BACEN (2013), o capital econômico é definido pelo percentil 99,9% da Distribuição Agregada de Perdas, também conhecido como *Value at Risk* (VaR) (SHEVCHENKO, 2011).

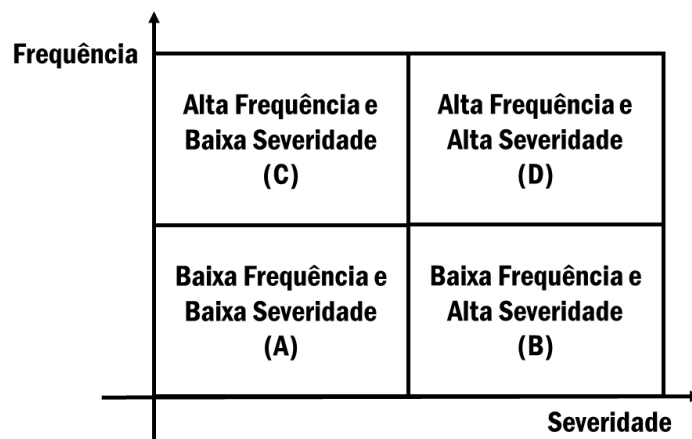
É importante ressaltar que, apesar do conceito da LDA parecer ser simples, o modelo não é trivial. Em primeiro lugar, o número de perdas com risco operacional é uma variável aleatória, pois não se sabe a priori, em um determinado período, quantos eventos de risco operacional ocorrerão. Adicionalmente, as perdas em cada evento de risco operacional também constituem variáveis aleatórias, dada a variabilidade dos prejuízos devido a problemas de fraudes, erros humanos, falhas de sistemas, etc.

A soma de variáveis aleatórias, com um número também aleatório de parcelas, pode conduzir a diversos desafios. Em algumas situações, dependendo da distribuição de probabilidades das variáveis, fórmulas analíticas da LDA podem não existir, sendo necessárias simulações.

O modelo de LDA possui limitações, uma vez que leva em consideração a independência entre o número de perdas e o valor monetário da perda advinda de risco operacional. Ademais, as diversas perdas operacionais são independentes entre si. Porém, diversos eventos de risco operacional podem explorar possíveis falhas de controle e, dessa forma, as variáveis aleatórias do modelo de LDA, notadamente frequência e severidade de perdas, podem ter um grau de inter-relação.

Em termos de frequência e severidade, os eventos de risco operacional podem ser classificados de acordo com a seguinte matriz:

Figura 2.1 – Classificação dos Eventos de Risco Operacional quanto à Frequência e Severidade das Perdas.



Fonte: Scandizzo (2005), adaptado pelos autores.

Nota-se pela Figura 2.1 que os Eventos de Risco operacional podem ser classificados em 4 quadrantes, quais sejam Baixa Frequência e Baixa Severidade (A), Baixa Frequência e Alta Severidade (B), Alta Frequência e Baixa Severidade (C) e Alta Frequência e Alta Severidade (D), sendo que, dentre os quatro grupos de eventos apresentados, Wang et al. (2017) relatam que a maior parte dos eventos de risco operacional se enquadram nos quadrantes B e C.

As distribuições discretas de probabilidade mais utilizadas para representar a frequência das perdas operacionais são as distribuições de Poisson e Binomial Negativa e as distribuições de probabilidade contínuas Lognormal, Exponencial, Weibull e Gamma são as mais utilizadas para representar a severidade das perdas (KLUGMAN, PANJER & WILLMOT, 2012; MOSCADELLI, 2004; PANJER, 2006).

Alguns estudos utilizam-se de outras distribuições para aplicação da metodologia LDA, como por exemplo a distribuição de Pareto (DALLA VALLE & GIUDICI, 2008; PLUNUS, HÜBNER & PETERS, 2012; BEE, BENEDETTI & ESPA, 2013) a distribuição Burr (FONTNOUVELLE et al.; 2006), e as distribuições Gumbel e Fréchet (PANJER, 2006).

Alguns tipos de eventos de risco operacional enquadrados no quadrante B da Figura 1 acima ocorrer com baixa ou rara frequência, no entanto, a perda ocasionada por esse tipo de evento é de grande severidade e, para esse tipo de evento, é recomendada a

aplicação da Teoria do Valor Extremo (EVT, *Extreme Value Theory*), que tem o objetivo de modelar eventos que possuem distribuição denominadas de “caudas longas”.

A aplicação da EVT pode ser observada nos estudos de El-Gamal, Inanoglu & Stengel (2007), Degen, Embrechts & Lambrigger (2007) e Chavez-Demoulin, Embrechts & Hofert (2016).

Para simplificar a forma de mensuração do capital regulamentar de risco operacional, buscar uma maior comparabilidade dos valores de capital regulamentar dos bancos e maior sensibilidade ao risco operacional (BCBS 2014a) o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, representado pelo *Working Group of Operational Risk (WGOR)*, desenvolveu um novo modelo de capital regulatório, denominado inicialmente de *Standardized Measurement Approach (SMA)* e posteriormente simplificado a nomenclatura para *Standardized Approach (SA)*.

O método SA difere dos demais métodos padronizados tanto na medida de exposição ao risco operacional, quanto na probabilidade de materialização do risco. O modelo surge inicialmente com o documento BCBS (2014), trazendo uma nova proxy de exposição ao risco operacional – o *Business Indicator (BI)*, em substituição ao *Gross Income* utilizado nos métodos BIA e TSA.

Após Consulta Pública e discussão entre bancos e entidades reguladoras sobre o novo modelo, ele foi revisitado e foram realizados ajustes no indicador de exposição ao risco operacional e nos coeficientes (probabilidades de materialização do risco), sendo o modelo vigente publicado no documento *final Basel III standards* pelo BCBS em dezembro de 2017 (BCBS, 2017).

Mignola, Ugocioni & Cope (2016) analisaram o comportamento da metodologia SMA, sob condições reais e hipotéticas, e concluíram que a nova metodologia é retrógrada em termos de capacidade de medir riscos e falha ao criar vínculo entre ações de gerenciamento de RO e requisitos de capital. Os autores dão como exemplo bancos do mesmo tamanho e perfil de perdas operacionais e que descobrem uma vulnerabilidade operacional semelhante. Um desses bancos decide investir fortemente em melhorias (controles, recursos, etc.), enquanto o segundo banco decide não fazer absolutamente nada. De acordo com a metodologia SMA, os dois bancos continuarão com um requisito de capital semelhante por muitos anos, no entanto, por meio da metodologia AMA, o primeiro banco tem a possibilidade de demonstrar que seu perfil de risco reduziu por meio de estimativas internas.

Migueis (2018b) relata que a Abordagem AMA é complexa e não permite comparabilidade e a Abordagem SMA carece de sensibilidade ao risco e improvável que seja adequadamente conservador e por esses motivos propõe adoção da abordagem prospectiva e compatível com incentivos (FIA, do inglês *Forward-looking and Incentive-compatible approach*) uma estrutura de capital de risco operacional que equilibra conservadorismo apropriado, robustez, sensibilidade ao risco, comparabilidade, estabilidade, simplicidade e utilidade para o gerenciamento de riscos e avanço da quantificação.

De acordo com o BCBS (2019), uma nova versão do documento OPE25 - *Standardised Approach*, que versa sobre o cálculo dos requerimentos de capital para o Risco Operacional com a nova metodologia (SMA) entrou em vigência em de 01 de janeiro de 2023, fazendo com que o documento OPE30 - *Advanced Measurement Approaches* seja descontinuado. Os modelos AMA e toda evolução da literatura sobre o tema ficarão obsoletos? As instituições financeiras continuarão a mensurar o capital e fazer gestão por meio dos modelos AMA? Essas são algumas reflexões que podem ser discutidas em estudos futuros.

2.4.2 Monitoramento e Reporte de Risco Operacional

O Acordo de Basiléia II, estruturado em três pilares, enfatiza em seu terceiro pilar a importância da divulgação de informações de riscos para melhorar a transparência, a disciplina do mercado reduzir a assimetria de informações (BCBS, 2004; ANTÃO & LACERDA, 2011).

Seguindo orientações de Basiléia II, os bancos divulgam periodicamente o denominado Relatório de Pilar 3, que deve conter informações referentes aos indicadores prudenciais e gerenciamento de riscos da instituição, comparação entre informações contábeis e prudenciais, composição do capital, dentre outras informações definidas por cada órgão regulador, e que contém informações relacionadas ao risco operacional das instituições.

Em relação à literatura sobre reportes de Risco Operacional, Barakat & Hussainey (2013) analisaram a qualidade dos relatórios de risco de bancos europeus e, utilizando esses reportes como *proxy* para a qualidade da divulgação de informações de riscos operacionais (ORD, *Operational Risk Disclosure*), concluíram que os bancos que possuem uma proporção maior de conselheiros externos, menor participação de proprietários em cargos executivos, menor participação societária de órgãos

governamentais e comitê de auditoria mais ativo e operando sob regulamentos que promovam a concorrência bancária possuem ORD de maior qualidade.

Barakat, Chernobai e Wahrenburg (2014) analisaram as divulgações de risco operacional realizadas por empresas financeiras dos EUA durante 1995-2009 e seu impacto em diferentes medidas de assimetria de informação nos mercados de ações. Os autores identificaram que os preços das negociações apresentaram aumento em datas próximas aos primeiros anúncios de eventos de RO e reverterem após o anúncio de sua liquidação, especialmente em pronunciamentos sobre eventos internos relacionados a fraudes e práticas comerciais.

Os achados desse estudo são relevantes pois, ao divulgar a ocorrência de eventos internos relacionados a fraudes e práticas comerciais, as instituições revelam suas fragilidades, aumentando seu risco de imagem e podendo acarretar uma fuga de clientes. Por esse motivo, é possível que muitos eventos de risco operacional não sejam divulgados ou sejam mascarados em suas demonstrações contábeis. Não foram encontrados estudos que realizaram comparação entre divulgação de risco operacional de empresas financeiras e não financeiras e esse tema de pesquisa é interessante pois, embora a literatura de RO seja concentrada em empresas financeiras, as empresas não financeiras também estão expostas a esse risco.

Melo e Leitão (2018) analisaram o nível de divulgação dos riscos operacionais das instituições bancárias com ações negociadas na BM&FBOVESPA, no que se refere às recomendações do BCBS sobre a transparência e gestão de risco operacional e concluem que os bancos brasileiros apresentam, de maneira geral, boa aderência com as normas propostas pelo Comitê da Basileia.

Outros estudos relacionados à ORD são Htay e Salman (2015), Ellili e Nobanee (2017) e Elghaffar, Abotalib e Khalil (2019).

Buscando minimizar essa assimetria de informações, o BCBS divulgou o documento DIS60, que trata dos requisitos para divulgação de informações específicas sobre Risco Operacional e que contém tabelas e modelos (*templates*) a serem enviados pelas Intuições financeiras aos órgãos reguladores. As informações solicitadas no documento buscam descrever as principais características e elementos da estrutura de gerenciamento de risco operacional dos bancos, divulgar as perdas operacionais agregadas incorridas nos últimos 10 anos, com base nos dados contábeis das perdas incorridas, divulgar o indicador de negócios (BI, *Business Indicator*) e seus

subcomponentes, que os bancos utilizam no cálculo do capital de risco operacional e divulgar os requisitos regulatórios de capital de risco operacional (BCBS, 2019b).

2.4.3 Controle e Mitigação de Risco Operacional

De acordo com o Princípio 9 contido em BCBS (2011), os bancos devem ter um forte ambiente de controle que utilize políticas, processos e sistemas, controles internos apropriados e estratégias adequadas de mitigação e/ou transferência de riscos. Os controles internos de uma instituição devem fornecer segurança razoável de que um banco terá operações eficientes e eficazes, salvaguardar seus ativos, produzir relatórios financeiros confiáveis e cumprir as leis e regulamentos aplicáveis.

BCBS (2011) recomenda o modelo de três linhas de defesa para um gerenciamento eficaz de riscos operacionais, cujo modelo consiste em indicar claramente os papéis, competências e responsabilidades das diferentes funções de uma organização no gerenciamento de riscos operacionais. De acordo com Luburić (2016), o modelo de três linhas de defesa é estruturado da seguinte maneira:

- Primeira linha de defesa – Gestores Operacionais, que devem identificar e gerenciar os riscos em processos, produtos e serviços pelos quais são responsáveis;
- Segunda linha de defesa – Unidades de gestão de riscos, que devem fornecer estruturas e instrumentos, métodos e procedimentos de gestão de riscos, bem como programas de treinamento e qualificação para aumentar e promover a cultura e a conscientização de risco da organização;
- Terceira linha de defesa - Auditoria interna, que possui o papel de ser completamente independente, objetiva, imparcial e garantir a eficácia do sistema de gestão de riscos implementado pela primeira e segunda linhas de defesa.

Órgãos Reguladores nacionais e internacionais podem ser considerados linhas de defesa subsequente.

De acordo com Shetty et al. (2019), controle de risco operacional e governança corporativa frágeis são os principais motivadores pela crescente incidência de fraudes em bancos indianos, enfatizando a importância dos controles para as IFs.

Em relação à mitigação do risco operacional, as instituições devem buscar elencar ações/procedimentos para eliminar a ocorrência de eventos de risco operacional ou, caso esses eventos ocorram, minimizar/reduzir as perdas financeiras.

Para mitigar eventos de risco operacional ocasionados por eventos externos as instituições devem elencar seus processos críticos e estabelecer planos de continuidade de negócios (PCN) para cada processo, contendo alternativas para que o processo não seja descontinuado.

Luburic (2016) analisa o impacto dos riscos operacionais no funcionamento das Instituições Financeiras, e os resultados indicam a importância do fator humano na mitigação de eventos de risco operacional com a identificação oportuna e gestão eficiente. O autor reforça que as pessoas são a força básica das organizações, a fonte de inovação e de boas relações com clientes e outras partes interessadas, enfatizando a importância da aprendizagem e do conhecimento dos empregados, especialmente ocupantes de funções/cargos "proprietários de processos" e "proprietários de riscos".

Complementando os achados do estudo de Luburic (2016), para mitigar os eventos de risco operacional ocasionados por pessoas as instituições devem possuir rigoroso processo seletivo de empregados, ações contínuas de treinamento de temas relevantes e divulgação da cultura de riscos, existência de Código de Ética e de Normas de Conduta com ampla divulgação à toda organização.

2.5 Conclusão

A literatura sobre risco operacional é recente, abrangente e reflete diversidade desse tipo de risco. O estudo apresentado classificou e analisou 212 artigos que estavam disponíveis para download nas bases de dados Scopus e Web of Science e que foram publicados até o final de 2019.

Com artigos publicados desde 2002, a quantidade de publicações por ano vem aumentando. Este resultado era esperado tendo em vista a evolução dos aspectos regulatórios relacionados ao tema após a crise financeira de 2008.

Outro achado está relacionado à grande diversidade geográfica das publicações. Os artigos são originários de 42 países distintos, demonstrando a importância mundial do tema, sendo que USA, China e Reino Unido lideram o número de publicações. Em relação aos periódicos, o que mais publicou artigos do tema foi o *Journal of Operational Risk*, o que já era esperado, tendo em vista que o periódico é especializado no tema.

Aproximadamente 65% dos artigos analisados referem-se à fase da Gestão de Riscos “Mensurar”, sendo que muitos artigos dessa categoria versam sobre Mensuração de Capital Regulatório e Econômico de Risco Operacional, em especial mensuração via Abordagem Avançada (AMA), utilizando a metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA), pois o desenvolvimento e aplicação desses modelos é um dos principais desafios das instituições financeiras. Uma sugestão para trabalhos futuros é a utilização de técnicas de *Machine Learning* para estimação e previsão das perdas operacionais, uma vez que não foram encontrados artigos que se utilizam dessas metodologias. Já as fases “Mitigação” e “Reporte” foram pouco exploradas nos artigos analisados, havendo espaço para desenvolvimento de estudos.

Aproximadamente 30% dos artigos abordam outros riscos além do risco operacional, no entanto, não foi encontrado estudo contendo discussão relacionada à fronteira e/ou dependência/correlação entre o Risco Operacional e outros tipos de risco, principalmente os riscos conhecidos como de Pilar II de Basileia II, ou seja, riscos específicos das instituições, como por exemplo o Risco Socioambiental, podendo ser exploradas em estudos futuros.

Este trabalho tem limitações que resultam do método adotado. Mudando alguns critérios, como por exemplo a palavra-chave pesquisada, alguns artigos poderiam ter sido incluídos e outros excluídos da amostra. As categorias de classificação também podem ser alteradas, a depender da abordagem e dos interesses do pesquisador, no entanto, a amostra final pode ser considerada robusta e os resultados podem servir como referência e podem ajudar a uma agenda de pesquisa na área.

3 Impacto da pandemia da COVID-19 nas Perdas Operacionais

3.1 Introdução

Para o segmento bancário, risco está associado à possibilidade de ocorrência de prejuízos financeiros. Após as publicações dos Acordos de Basileia e consequente aumento da regulação do setor, a gestão de riscos ganhou importância, tendo sido desenvolvidos e aprimorados diversos procedimentos, mecanismos e modelos de mensuração e controle de riscos.

Os principais tipos de risco aos quais uma instituição financeira está exposta são o risco de crédito, o risco de mercado e o risco operacional (DUTTA & PERRY, 2006). Mais recentemente, devido à crise de 2007-2008, o risco de liquidez também tem recebido atenção dos órgãos reguladores. Em particular, o risco operacional (RO) possui grande relevância devido aos grandes montantes de perdas efetivas e de capital alocado incorridos pelas instituições financeiras. Em termos de perdas expressivas, temos o caso clássico de risco operacional associado ao colapso do Banco Barings em 1995 que, devido a falhas em controles internos, implicou em perdas no montante de USD 1,3 bilhões (McNULTY & AKHIGHE, 2017). Outros casos conhecidos de eventos de risco operacional foram as operações não autorizadas que levaram a perdas de 850 milhões de euros no AIB em 2002 e de 1,5 bilhões de euros no UBS em 2011 (STURM, 2013).

Em termos de capital exigido para a exposição ao risco operacional, Sands, Liao e Ma (2018) relatam que, em média, 15,6% do RWA (Ativos Ponderados pelo Risco) das instituições que compõem o *Global Systematically Important Banks* (GSIB) referem-se ao risco operacional, sendo o segundo risco mais relevante, atrás do risco de crédito.

Diante da relevância do tema para o segmento bancário, focamos este estudo no risco operacional. Mais especificamente, associamos risco operacional com a pandemia da COVID-19, considerada a maior emergência de saúde pública internacional em décadas e que trouxe diversos impactos para a sociedade. As medidas adotadas por diversos países para contenção da contaminação incluem o distanciamento social, fechamento de escolas, restrição na abertura do comércio, proibição de eventos públicos e adoção de trabalho remoto (*Home Office*) por diferentes setores da economia (BASTOS & CAJUEIRO, 2020). Diante deste novo contexto comportamental e de situações de

trabalho, investigamos se os eventos de risco operacional podem ter sofrido alterações significativas.

Diante do exposto, o estudo tem por objetivo verificar possíveis alterações nas perdas operacionais diante da pandemia da COVID-19 e quais eventos de risco operacional sofreram mais impacto.

3.2 Referencial Teórico

O risco operacional é definido como a possibilidade da ocorrência de perdas resultantes de eventos externos ou de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas ou sistemas, incluindo o risco legal associado à inadequação ou deficiência em contratos firmados pela Instituição Financeira (IF), bem como às sanções em razão de descumprimento de dispositivos legais e às indenizações por danos a terceiros decorrentes das atividades desenvolvidas pela instituição (BCBS, 2017).

O risco operacional começou a ser discutido pelo Comitê de Basileia em 2001 com a publicação do documento “*Operational Risk*”, que traz a definição e discussões iniciais sobre o tema (BCBS, 2001). A publicação desse documento desencadeou uma série de pesquisas tais como a de Cruz (2002), um dos pioneiros a abordar o uso de técnicas estatísticas para mensurar o Risco Operacional e a de Hoffman (2002), que apresenta uma visão geral sobre a gestão de risco operacional.

Em junho de 2004, o Comitê de Basileia publicou o Novo Acordo de Capitais da Basileia ou Basileia II (BCBS, 2004), introduzindo para as instituições financeiras a exigência de mensuração de capital para fazer frente ao risco operacional pelo método padronizado, e.g. métodos Basic Indicator Approach (BIA) e *The Standardized Approach* (TSA), ou avançado, e.g. método *Advanced Measurement Approach* (AMA) (CHERNOBAI & YILDIRIM, 2008).

A metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA) é a mais utilizada na aplicação da abordagem avançada AMA para mensuração do capital econômico de Risco Operacional. A LDA é uma técnica paramétrica que consiste em estimar separadamente uma distribuição para a frequência (quantidade de ocorrência) de perdas operacionais e uma distribuição de severidade (valor) das perdas, sendo essas duas distribuições combinadas para obter a distribuição agregada de perdas (CHAPELLE et al., 2008).

As distribuições discretas de probabilidade mais utilizadas para representar a frequência das perdas operacionais são as distribuições de Poisson e Binomial Negativa

e as distribuições de probabilidade contínuas Lognormal, Exponencial, Weibull e Gamma são as mais utilizadas para representar a severidade das perdas (KLUGMAN, PANJER & WILLMOT, 2012; MOSCADELLI, 2004; PANJER, 2006).

Após obtenção da Distribuição agregada de perdas, o capital econômico é definido pelo percentil 99,9% da Distribuição Agregada de Perdas, também conhecido como *Value at Risk* (VaR) (SHEVCHENKO, 2011);

Em relação às técnicas estatísticas utilizadas para mensuração das distribuições de perdas e conseqüentemente obtenção do VaR operacional, os estudos de Dalla Valle & Giudici (2008) e Giudici & Bilotta (2004) propõe a utilização da abordagem estatística bayesiana e o estudo de Fantazzini, Dalla Valle & Giudici (2008) propõe a utilização de cópulas para modelar o riscos operacional de forma mais flexível, levando em conta a dependência (parcial) entre os eventos, uma vez que as abordagens clássicas tratam as distribuições de perdas operacionais como perfeitamente dependentes, superestimando o VaR.

Visando simplificar a forma de mensuração e buscar maior comparabilidade e sensibilidade ao capital regulamentar de risco operacional dos bancos (BCBS 2014a) o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, representado pelo *Working Group of Operational Risk* (WGOR), desenvolveu um novo modelo de capital regulatório, denominado inicialmente de *Standardized Measurement Approach* (SMA) e posteriormente simplificado a nomenclatura para *Standardized Approach* (SA), futuramente incorporado no framework de Basileia III.

O método SA difere dos demais métodos padronizados tanto na medida de exposição ao risco operacional, quanto na probabilidade de materialização do risco. O modelo surge inicialmente com o documento BCBS (2014), trazendo uma nova *proxy* de exposição ao risco operacional – o *Business Indicator* (BI), em substituição ao Gross Income utilizado nos métodos BIA e TSA.

Após Consulta Pública e discussão entre bancos e entidades reguladoras sobre o novo modelo, ele foi revisitado e foram realizados ajustes no indicador de exposição ao risco operacional e nos coeficientes (probabilidades de materialização do risco), sendo o modelo vigente publicado no documento final Basel III standards pelo BCBS em dezembro de 2017 (BCBS, 2017).

Mignola, Ugocioni & Cope (2016) analisaram o comportamento da metodologia SMA, sob condições reais e hipotéticas, e concluíram que a nova metodologia é retrógrada em termos de capacidade de medir riscos e falha ao criar vínculo entre ações

de gerenciamento de RO e requisitos de capital. Os autores dão como exemplo bancos do mesmo tamanho e perfil de perdas operacionais e que descubrem uma vulnerabilidade operacional semelhante. Um desses bancos decide investir fortemente em melhorias (controles, recursos, etc.), enquanto o segundo banco decide não fazer absolutamente nada. De acordo com a metodologia SMA, os dois bancos continuarão com um requisito de capital semelhante por muitos anos, no entanto, por meio da metodologia AMA, o primeiro banco tem a possibilidade de demonstrar que seu perfil de risco reduziu por meio de estimativas internas.

Migueis (2018b) relata que a Abordagem AMA é complexa e não permite comparabilidade e a Abordagem SMA carece de sensibilidade ao risco e improvável que seja adequadamente conservador e por esses motivos propõe adoção da abordagem prospectiva e compatível com incentivos (FIA, do inglês *Forward-looking and Incentive-compatible approach*) uma estrutura de capital de risco operacional que equilibra conservadorismo apropriado, robustez, sensibilidade ao risco, comparabilidade, estabilidade, simplicidade e utilidade para o gerenciamento de riscos e avanço da quantificação.

De acordo com o BCBS (2019), uma nova versão do documento OPE25 - *Standardised Approach*, que versa sobre o cálculo dos requerimentos de capital para o Risco Operacional com a nova metodologia (SMA) está vigente desde 01 de janeiro de 2023.

A gestão de risco operacional abrange o processo de identificar os riscos aos quais a instituição financeira está exposta, mensurar as exposições a esses riscos sempre que possível, monitorar as exposições a riscos e as necessidades de capital de maneira contínua, controlar ou mitigar as exposições aos riscos e reportar à alta administração e ao conselho sobre as exposições e posições de capital do banco (BCBS, 2011).

De acordo com o Princípio 6 contido em BCBS (2011), os gestores devem garantir a identificação e avaliação do risco operacional inerente a todos os produtos, atividades, processos e sistemas, para que estes sejam bem compreendidos. A identificação e avaliação de riscos deve considerar os fatores internos e os externos de forma a permitir que o banco entenda seu perfil de risco e aloque recursos e estratégias de gerenciamento de riscos com mais eficiência.

Em relação a fatores internos que possam influenciar o risco operacional, Wang e Hsu (2013) investigaram a relação entre a composição da diretoria e os eventos de risco operacional das instituições financeiras no período de 1996 a 2010 e os resultados obtidos

sugerem que tamanho da instituição está negativamente associado à possibilidade de eventos de risco operacional e que empresas com maior proporção de conselheiros independentes tem menor probabilidade de sofrer fraude ou falha no cumprimento de obrigações para com os clientes.

Em relação a fatores externos, Cope, Piche & Walter (2012) investigaram as relações entre a severidade dos eventos de perda operacionais no setor bancário e indicadores regulatórios, legais, geográficos e econômicos. Com base em uma amostra de dados de mais de 57.000 perdas incorridas em mais de 130 países contidas na base de dados da *Operational Riskdata eXchange* (ORX), os autores encontraram evidências de correlações significativas entre fraude interna e restrições ao poder executivo e à prevalência de informações privilegiadas. Em relação às perdas operacionais referentes à clientes, produtos e práticas comerciais, os autores relatam que estão relacionadas às leis de valores mobiliários e proteção aos acionistas, restrições à atividade, poder de supervisão e prevalência de informações privilegiadas e que os demais tipos de eventos de risco operacionais são sensíveis ao PIB e à governança da empresa.

Neste contexto, considerando que a pandemia da COVID-19 tem impacto substancial na atividade econômica mundial, torna-se relevante avaliar se eventos de risco operacional tornaram mais ou menos frequentes ou causaram mais ou menos perdas para as instituições financeiras.

De acordo com BCBS (2019) os eventos de Risco Operacional devem ser classificados em: fraudes internas; fraudes externas; aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho; práticas inadequadas associadas a clientes, produtos e serviços; danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição; situações que impliquem interrupção das atividades; falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação; falhas na execução, no cumprimento de prazos ou no gerenciamento das atividades.

Tendo em vista a abrangência do risco operacional, identifica-se que alguns tipos de eventos de risco operacional podem ter sofrido influência da pandemia e, por esse motivo, é relevante que o risco operacional possa ser analisado sob a ótica dos efeitos pós pandemia.

Em relação a estudos que analisaram os impactos da Pandemia, Kaushik e Guleria, (2020) versam sobre a imposição dos governos na adoção de lockdowns para diminuição das taxas de infecção e incorporação das empresas ao regime de teletrabalho. Neste contexto, é possível que eventos de risco operacional relacionados a práticas inadequadas

associadas a clientes, produtos e serviços sofram alteração, ou ainda, dada a dependência de um uso mais intenso de tecnologias para o trabalho remoto, falhas em sistemas podem ter aumentado.

De acordo com Xiong et. al (2020), a pandemia da COVID-19 resultou em riscos para a saúde mental em todo o mundo, sendo observado aumento nas taxas de ansiedade, depressão, transtorno de estresse pós-traumático, sofrimento psicológico e estresse na população em oito países, cujos fatores de risco associados ao sofrimento mental durante a pandemia de COVID-19 incluem sexo feminino, faixa etária mais jovem (≤ 40 anos), presença de doenças crônicas/psiquiátricas, desemprego, status de estudante e exposição frequente a mídias sociais/notícias sobre COVID-19. Tais reflexos da pandemia na população podem acarretar aumento das perdas relacionadas a fraudes internas ou à falha de processos.

Além de impactos na alteração da forma de trabalho e na saúde mental da população, Pranggono e Arabo (2020) analisaram os problemas de segurança cibernética que ocorreram durante a pandemia da COVID-19 e enfatizam que existe uma correlação entre a pandemia e o aumento de ataques cibernéticos direcionados a setores vulneráveis, que o crescimento da ansiedade e do medo da população devido à pandemia aumentou a taxa de sucesso dos ataques cibernéticos e que a segurança cibernética em relação ao trabalho remoto, aumenta a possibilidade de ataques de *phishing* e *ransomware*. Note que este estudo está diretamente relacionado à classificação de risco operacional “falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação”.

Sobre o impacto da pandemia de COVID-19 no mercado financeiro de ações, Zhang, Hu, e Ji, (2020) relatam que os mercados viram um movimento dramático e que os riscos do mercado financeiro global aumentaram substancialmente devido às incertezas relacionadas a pandemia, tornando-os altamente voláteis e imprevisíveis. Os autores ressaltam também que as reações individuais do mercado de ações estão relacionadas à gravidade do surto em cada país. Um empregado que esteja estressado por ter perdido considerável quantia na bolsa de valores pode estar mais exposto ao risco operacional.

Demirgüç-Kunt, Pedraza e Ruiz-Ortega (2021) examinaram o impacto dos anúncios de políticas do setor financeiro nas ações de bancos em todo o mundo durante o início da crise do COVID-19. Os autores relatam que o apoio à liquidez, os programas de assistência ao cliente/mutuário e a flexibilização monetária moderaram o impacto adverso da crise, mas seu impacto variou consideravelmente entre bancos e países. Por outro lado,

os autores discutem que as medidas prudenciais anticíclicas levaram a retornos anormais negativos nas ações dos bancos, sugerindo que os mercados precificam os riscos negativos associados a essas políticas.

Diante dos impactos supracitados, nota-se que a pandemia pode ter influenciado a frequência e severidade das perdas operacionais das instituições financeiras, tornando esse um tema relevante a ser estudado.

3.3 Dados e Métodos

Os dados utilizados nessa pesquisa referem-se a informações reais de uma instituição financeira brasileira e são compostos por perdas operacionais ocorridas de 03/2019 a 12/2019 e de 03/2020 a 12/2020, de forma a considerar o início da pandemia, referentes a 4 tipos distintos de eventos de risco operacional referentes às seguintes classificações:

Tabela 3.1 – Classificação (nível 1) dos eventos selecionados.

Evento	Classificação
1	fraude externa
2	aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho
3	danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição
4	falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação

Fonte: Elaborado pelos autores.

Vale ressaltar que, por questões de sigilo, a descrição detalhada dos eventos de risco operacional selecionados não será revelada. Outro ponto importante a destacar é que as perdas foram multiplicadas por uma constante, garantindo também o sigilo da informação sobre escala de perdas.

As variáveis contidas na Base de Dados de Perdas Operacionais são: (a) Data da ocorrência da Perda; (b) Unidade responsável pela Perda; (c) Classificação do evento de Risco Operacional; (d) Valor da Perda.

A Frequência das Perdas por evento foi obtida por meio da contagem da quantidade de eventos ocorridos em cada mês e, para obtenção da severidade, foi calculada a média do valor de todas as perdas ocorridas no mês, por evento.

Foram obtidas as estatísticas descritivas das variáveis bem como realizados testes não paramétricos de comparação de medianas, com o intuito de verificar se há diferença entre os períodos pré e pós pandemia.

Utilizou-se também a Regressão Linear para verificar se as perdas operacionais de 03/2019 a 12/2019 são diferentes estatisticamente das perdas de 03/2020 a 12/2020. Para isso, a regressão foi aplicada sem intercepto e, caso o coeficiente angular seja estatisticamente diferente de 1, conclui-se que há diferença entre as perdas operacionais antes e após a pandemia da COVID-19.

Para aumentar o tamanho amostral da variável severidade, decidiu-se por aplicar a técnica de reamostragem *Bootstrap*. assim, foram obtidas 50 amostras para cada observação mensal para cada ano e tipo de evento, aumentando o número de observações de cada evento de 20 para 1000, sendo 500 referentes ao ano de 2019 e 500 ao ano de 2020. Essa amostra de 500 de cada ano foi ordenada para formação dos pares e aplicação da Regressão Linear.

Ressalta-se que o *Bootstrap* não foi realizado para a frequência pois esta variável refere-se à contagem da quantidade de ocorrências no mês, não existindo mais de um valor para esta variável em cada mês.

Após análise descritiva dos dados, decidiu-se utilizar a transformação logarítmica foi aplicada aos dados para redução da variabilidade (CURRAN-EVERETT, 2018). Isto posto, os modelos desenvolvidos foram:

$$\text{Log(Severidade}_{2020}) = \beta_i * \text{Log(Severidade}_{2019}) + \varepsilon_i , \quad (3.1)$$

onde:

- β_i = parâmetro do $\text{Log(Severidade}_{2019})$ para o evento i ;
- ε_i = erro estimado do modelo para o evento i ;
- i = tipo de evento de RO.

$$\text{Log(Frequência}_{2020}) = \beta * (\text{Frequência}_{2019}) + \varepsilon. \quad (3.2)$$

- β = parâmetro do $\text{Log(Frequência}_{2019})$;
- ε = erro estimado do modelo.

3.4 Resultados

Inicialmente, foi realizada análise descritiva dos dados originais, por meio da mensuração de medidas estatísticas de posição e de dispersão. A Tabela 3.2 a seguir apresenta as estatísticas descritivas da frequência mensal da base completa, por ano:

Tabela 3.2 – Estatísticas da Frequência Mensal, por Evento e Ano.

Evento	Fraude Externa		Aspectos Trabalhistas		Danos a Ativos Físicos		Falhas em Sistemas	
	2019	2020	2019	2020	2019	2020	2019	2020
Média	4.480	5.002	143	122	25	146	45	653
Desvio	1.961	1.657	91	41	20	112	32	1.018
Máximo	8.357	9.699	292	194	54	273	99	2.765
Q3	6.042	5.403	203	138	44	252	72	968
Mediana	4.109	4.541	140	124	16	189	32	128
Q2	2.880	4.140	90	106	8	12	19	58
Mínimo	2.053	3.031	3	23	2	2	12	36

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os eventos 2, 3 e 4, que se referem respectivamente à aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho, danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição e falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação possuem baixa frequência média mensal frente ao evento 1, sendo este último relacionado à fraude externa.

Em termos absolutos, nota-se também que os eventos 1, 3 e 4 aumentaram de 2019 para 2020, sendo que o evento 2 apresentou redução no mesmo período.

Tabela 3.3 – Estatísticas da Severidade Média Mensal (em R\$), por Evento e Ano.

Evento	Fraude Externa		Aspectos Trabalhistas		Danos a Ativos Físicos		Falhas em Sistemas	
	2019	2020	2019	2020	2019	2020	2019	2020
Média	482,67	1.451,16	3.253,58	3.182,25	13.690,55	27.294,06	442,70	2.261,83
Desvio	119,05	558,16	833,16	521,32	7,163,82	6,376,43	452,40	2.575,25
Máximo	751,75	2.651,22	4.360,62	3.960,26	26,547,56	36.231,62	1.603,21	6.915,05
Q3	547,97	1.711,91	3.740,12	3.599,60	17,641,72	32.147,03	578,47	5.007,62
Mediana	449,54	1.310,56	3.331,22	3.179,90	13,226,96	27.320,24	250,59	699,46
Q2	404,28	1.012,10	2.779,23	2.837,11	8,450,82	24.053,97	183,99	374,95
Mínimo	340,01	798,25	1.323,29	2.296,93	1,038,40	12.851,52	111,42	150,65

Fonte: Elaborado pelos autores.

O evento 3, que se refere à danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição possui a maior severidade média mensal, seguido dos eventos 2, 4 e 1.

Em termos absolutos, nota-se também que a severidade média mensal das perdas de 2020 dos eventos 1, 3 e 4 aumentaram em relação a 2019, sendo que somente o evento 2, que se refere à aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho, apresentou leve redução no período analisado.

Após realização da análise descritiva, o próximo passo foi verificar a existência de evidências de alterações das séries de frequência e severidade antes e depois da pandemia da COVID19 e, para testar essa hipótese, foram aplicados testes não paramétricos, uma vez que o tamanho amostral das variáveis é pequeno: *Wilcoxon signed rank test* para a frequência, pois se trata de variável discreta e Teste do sinal para a severidade, pois se trata de variável contínua. A tabela utilizada possui 10 pares de dados para a frequência e 10 para a severidade, conforme exemplo a seguir:

Tabela 3.4 – Exemplo de tabela utilizada para os testes não paramétricos.

Mês	Frequência 2019	Frequência 2020	Severidade 2019	Severidade 2020
3	22	36	1.994,9	2.073,2
4	13	22	2.067,5	2.247,1
5	15	21	3.357,6	1.431,8
6	32	33	7.760,9	1.738,7
7	37	35	3.282,1	1.922,1
8	44	38	1.787,3	1.157,7
9	24	21	2.043,3	1.479,2
10	36	33	1.997,2	3.274,9
11	27	23	2.145,9	7.070,4
12	41	37	1.798,3	2.017,6

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os resultados obtidos foram:

Tabela 3.5 – Resultados dos testes não paramétricos

Tipo de Evento	Valor do Teste de Wilcoxon Frequência	P-valor do Teste de Wilcoxon Frequência	Valor do Teste do Sinal Severidade	P-valor do Teste do Sinal Severidade
Geral	118,5	0,1122	11	0,0007*
1	-7,5	0,4922	5	0,0020*
2	- 14,5	0,1602	-1	0,7539
3	25,5	0,0059*	5	0,0020*
4	27,5	0,0020*	2	0,3438

* p-valor menor do que 0.05 (significante para o nível de confiança de 95%).

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota-se que os testes se mostraram significativos para os dados gerais de Severidade, para a Frequência dos Eventos 3 e 4 e para a Severidade dos Eventos 1 e 3, ou seja, nestes casos, rejeitamos a hipótese nula de igualdade de medianas para as duas populações.

A próxima etapa do estudo consistiu na aplicação da regressão linear. Para a frequência de perdas foi desenvolvido um único modelo, utilizando a base de dados total, contendo os 4 eventos selecionados, sem a realização de *bootstrap*, uma vez que a frequência mensal é mensurada pela contagem de eventos onde cada evento equivale a 1.

Para a severidade das perdas foram desenvolvidos cinco modelos, utilizando a base de dados obtidas por meio do *bootstrap*, sendo um modelo geral utilizando os 4 eventos selecionados e mais quatro modelos regressão, sendo um para cada tipo de evento individualmente. A Tabela 3.6 a seguir apresenta os resultados da aplicação da regressão.

Tabela 3.6 – Estatísticas da Frequência e Severidade Média

Regressão	Parâmetro β	P-valor	Intervalo de Confiança (95%)		R ²
			Inferior	Superior	
Frequência	1,0922	<.0001	0,9925	1,1919	0,9246
Severidade	1,0796	<.0001	1,0325	1,1268	0,9817
Severidade Ev. 1	1,0660	<.0001	1,0604	1,0715	0,9966
Severidade Ev. 2	0,9863	<.0001	0,9801	0,9925	0,9949
Severidade Ev. 3	1,2202	<.0001	1,2103	1,2300	0,9916
Severidade Ev. 4	1,3267	<.0001	1,3069	1,3465	0,9720

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os modelos resultantes podem ser expressos pelas seguintes equações:

$$\text{Log}(\text{Frequência}_{2020}) = 1,0922 * \text{Log}(\text{Frequência}_{2019}) \quad (3.3)$$

$$\text{Log}(\text{Severidade}_{2020}) = 1,0796 * \text{Log}(\text{Severidade}_{2019}) \quad (3.4)$$

$$\text{Log}(\text{Severidade}_{2020 \ 1}) = 1,0660 * \text{Log}(\text{Severidade}_{2019 \ 1}) \quad (3.5)$$

$$\text{Log}(\text{Severidade}_{2020 \ 2}) = 0,9863 * \text{Log}(\text{Severidade}_{2019 \ 2}) \quad (3.6)$$

$$\text{Log}(\text{Severidade}_{2020 \ 3}) = 1,2202 * \text{Log}(\text{Severidade}_{2019 \ 3}) \quad (3.7)$$

$$\text{Log}(\text{Severidade}_{2020 \ 4}) = 1,3267 * \text{Log}(\text{Severidade}_{2019 \ 4}) \quad (3.8)$$

Ao analisar o p-valor das estimativas dos parâmetros β estimados, nota-se que todos se mostraram significantes estatisticamente, rejeitando a hipótese nula de que esses coeficientes são zero.

Em relação aos intervalos de confiança, nota-se que todos, exceto o da frequência, não abrangem o valor 1, sugerindo que existe diferença entre as perdas antes e após pandemia.

Em relação à frequência e gravidade das perdas, utilizando o banco de dados total e aplicação de transformação logarítmica, ocorreu um aumento em 2020 em relação ao mesmo período de 2019; entretanto, ao verificar a gravidade dos tipos de eventos individualmente, verificamos que alguns eventos apresentaram redução e outros aumento.

Os eventos 1, 3 e 4 apresentaram aumento da severidade de 2019 para 2020, sendo que o evento 2 apresentou redução no mesmo período.

Os eventos que apresentaram aumento da severidade após a pandemia estão relacionados à fraude externa, danos a ativos físicos e falhas em sistemas e o evento que apresentou redução refere-se à aspectos de legislação trabalhistas, segurança no local de trabalho.

O evento que apresentou o maior aumento de severidade no período pós pandemia foi o evento 4 ($\beta = 1.32$) que é relacionado à falha de sistemas, cujos motivadores podem estar relacionados à maior acesso dos clientes devido ao fechamento dos pontos de atendimento presenciais, corroborando com o estudo de Pranggono e Arabo (2020) no que diz respeito à correlação entre a pandemia e o aumento de ataques cibernéticos.

O evento 3 foi o evento que apresentou o segundo maior aumento ($\beta = 1.22$) pós início da pandemia, e refere-se à relacionado a danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição. Uma possível explicação para esse aumento é a população, ao se deparar com as agências bancárias fechadas pelo lockdown imposto pelo governo, aumentou a intensidade dos atos de vandalismo e depredação das unidades.

O evento 1, relacionado a fraude externa, apresentou leve aumento ($\beta = 1.06$) pós início da pandemia. Pranggono e Arabo (2020) relatam que o crescimento da ansiedade e do medo da população devido à pandemia aumentou a taxa de sucesso dos ataques cibernéticos, e esta pode ser uma das explicações para o resultado obtido. Outra causa a ser estudada é a possível relação com o aumento do desemprego, que pode acarretar o aumento da severidade dos atos ilícitos para geração de renda.

O evento 2, relacionado a aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho, apresentou leve diminuição no período pós pandemia ($\beta = 0.98$). O lockdown imposto pelo governo e a consequente paralização das atividades presenciais e migração da forma de trabalho para o home office pode estar relacionadas a este resultado.

3.5 Conclusão

O estudo teve como objetivo principal verificar se as perdas operacionais de uma instituição financeira brasileira tiveram impacto com a pandemia da COVID-19. Os resultados obtidos demonstraram que há diferença entre a severidade das perdas operacionais no período pré e pós pandemia para todos os eventos de risco operacional selecionados.

Os resultados encontrados podem auxiliar a instituição financeira na definição de estratégia de pessoas, especificamente processos que podem ser executados de home office, reduzindo assim custos para a instituição.

Os resultados também podem auxiliar na identificação de fragilidades contidas nos processos e que contribuem com a ocorrência de prejuízos de risco operacional, fazendo com que a área de controles internos da instituição elabore planos de ação para mitigação e correção destas fragilidades.

Algumas causas para a diferença das severidades antes e após pandemia foram discutidas na seção anterior e são resumidas a seguir:

- O evento 4, relacionado à falha de sistemas, apresentou aumento pós início da pandemia, que pode estar relacionado ao maior acesso a sistemas via atendimento online dos clientes devido ao fechamento dos pontos de atendimento presenciais ou ainda corroborando com o estudo de Pranggono e Arabo (2020) no que diz respeito à correlação entre a pandemia e o aumento de ataques cibernéticos.
- O evento 3, relacionado a danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição, pode ter sofrido aumento devido à possível revolta da população ao deparar com as agências bancárias fechadas pelo lockdown, aumentando o vandalismo e depredação das unidades.
- O evento 1, relacionado a fraude externa, apresentou leve aumento e uma possível explicação pode ser a discutida por Pranggono e Arabo (2020),

referente ao aumento da ansiedade e do medo da população devido à pandemia, aumentando também a taxa de sucesso dos fraudadores ou uma possível relação com o aumento do desemprego, que pode acarretar o aumento da severidade de atos ilícitos para geração de renda.

- O evento 2, relacionado a aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho, apresentou leve diminuição no período pós pandemia e a paralização das atividades presenciais e migração da forma de trabalho para o home office pode estar relacionada a este resultado.

É importante destacar que o estudo focou apenas em confrontar dados específicos de frequência e severidade de perdas, sem levar em consideração outras variáveis que podem afetar a relação entre a pandemia e risco operacional. Por exemplo, não se levou em consideração alteração de volumes de operação, atividade econômica, comportamento de clientes, funcionários, tentativas de fraudes externas, etc., que poderão ser abordadas em estudos posteriores.

Ainda como sugestões para trabalhos futuros, pode-se desenvolver modelos preditivos para estimação da severidade das perdas operacionais utilizando variáveis explicativas relacionadas às discussões acima, visando validar as hipóteses apresentadas. Após desenvolvimento dos modelos preditivos, pode-se elaborar cenários com as variáveis explicativas do modelo para obtenção das estimativas estressadas, realizando assim testes de estresse.

Outra ideia para trabalhos futuros é a comparação do VaR Operacional em Risco de 2019 e 2020, segundo um modelo clássico, bayesiano ou causal. Para maiores detalhes sobre os modelos causais sugere-se os estudos de Raffinetti & Giudici (2012) e Aldasoro, Gambacorta, Giudici & Leach (2022).

4 Determinantes das Perdas Operacionais após a COVID-19

4.1 Introdução

A pandemia da Covid-19 foi inesperada e impactou diversos setores da economia. As medidas adotadas por diversos países para contenção da contaminação incluíram o distanciamento social, o fechamento de escolas, a restrição na abertura do comércio, a proibição de eventos públicos e a adoção de trabalho remoto (*Home Office*) por parte das companhias (BASTOS & CAJUEIRO, 2020).

Empresas do setor financeiro também foram bastante impactadas pela Covid-19. As instituições financeiras estão expostas a diversos tipos de riscos, que podem ter se acentuado com a pandemia. Neste cenário, a gestão de riscos das instituições deve ser proativa e utilizar ferramentas e metodologias robustas para garantir a sustentabilidade financeira da empresa.

Por exemplo, a queda acentuada da economia no período da Covid-19 causou flutuações adversas de parâmetros financeiros impondo risco de mercado. Além disso, uma menor atividade econômica fez com que o risco de crédito dos empréstimos concedidos a tomadores aumentasse. No caso de risco operacional, muitos trabalhadores migraram para o teletrabalho durante a pandemia da Covid-19 e a realização das tarefas integralmente remotas trouxe desafios, principalmente àqueles que não possuíam experiência anterior com a modalidade, como a conciliação trabalho-família e o uso de tecnologias digitais (ABBAD et al, 2021).

Kaushik e Guleria (2020) relatam ainda que trabalhar em casa pode causar inúmeras interrupções, pois é preciso ir atender um visitante, cozinhar para família, limpar a casa e/ou supervisionar as crianças. Os autores indicam que os empregados necessitam de automotivação, empenho, devoção e ser proativos, ágeis e resilientes, caso contrário, os empregados podem ter menor produtividade. Notadamente a transição do trabalho presencial para o trabalho remoto impôs também mudanças em procedimentos e métodos, com potenciais impactos no risco operacional dos bancos.

Assim, neste contexto, a gestão do risco operacional atraiu particular atenção durante a pandemia da Covid-19. Wang et al. (2022) relatam que, devido ao distanciamento social, o aumento da utilização de *fintechs* ou serviços on-line de bancos

de pequeno e médio porte que possuem infraestrutura tecnológica precária podem ter maior exposição a novos riscos operacionais de origem tecnológica.

Wang et al. (2021) afirmam que estudos existentes sobre os perfis de risco operacional das instituições financeiras após a pandemia de Covid-19 são frequentemente baseados nas respostas das instituições a questionários ou em outras formas de análise qualitativa, e os dados acadêmicos quantitativos relevantes a pesquisa ainda estão incipientes. Diante de tais informações, nota-se que são poucos os estudos que se utilizam de dados reais de risco operacional.

De fato, Wang et al. (2021) relatam que as pesquisas sobre risco operacional são escassas devido à falta de disponibilidade pública de dados internos, fazendo o que os dados de pesquisa empírica existentes advenham principalmente de reportagens da mídia e divulgações parciais de bancos, sendo que tais informações carecem de detalhes, continuidade e precisão.

Neste contexto de dificuldade de se utilizar dados reais, Medina e Kimura (2022) trazem dados de uma instituição financeira brasileira e demonstraram que existe diferença entre a severidade das perdas operacionais nos períodos pré e pós pandemia para determinados tipos de eventos de risco operacional. No entanto, o estudo não verificou quais as possíveis causas ou variáveis que poderiam estar relacionadas com essa diferença.

Considerando portanto a escassez de estudos relacionados a risco operacional usando dados reais e as recentes mudanças que a pandemia causou na gestão do risco operacional, a , a quantidade , bem como considerando que há evidência de diferença entre as perdas operacionais de determinados eventos no período pré e pós pandemia (MEDINA & KIMURA, 2022), o objetivo deste estudo foi investigar se existem variáveis internas de um banco que podem ter influenciado a frequência e a severidade das perdas operacionais no período pós pandemia, com ênfase no potencial impacto do home office.

O estudo explora uma base de dados de uma grande instituição financeira brasileira e ainda realiza a mensuração das perdas operacionais em diferentes cenários, visando auxiliar a instituição financeira na definição de estratégias internas para mensuração e mitigação de risco operacional, ou ainda, atendimento à regulação no exercício de testes internos de estresse.

O trabalho está estruturado da seguinte forma. Na próxima seção, apresentaremos o referencial teórico, com foco na análise de artigos que tenham explorado risco operacional em bancos, já no contexto da pandemia da Covid-19. Posteriormente,

descrevemos os dados e os métodos utilizados no estudo. Subsequentemente, analisamos os resultados e finalmente, discutimos as principais conclusões e implicações do estudo.

4.2 Referencial Teórico

A literatura que relaciona o risco operacional bancário e a pandemia é recente e os artigos que unem esses temas foram publicados a partir do final de 2020, aproximadamente um ano após o início da pandemia.

Um dos primeiros estudos foi o de Pranggono e Arabo (2020). Os autores analisaram os problemas de segurança cibernética que ocorreram durante a pandemia da Covid-19 e concluíram que existe correlação entre a pandemia e o aumento de ataques cibernéticos direcionados a setores vulneráveis. Os autores relatam ainda que o crescimento da ansiedade e do medo da população devido à pandemia aumentou a taxa de sucesso dos ataques cibernéticos e que a segurança cibernética em relação ao trabalho remoto aumentou a possibilidade de ataques de *phishing* e *ransomware* (PRANGGONO & ARABO, 2020).

Kaiser (2020) faz um paralelo entre as estruturas implementadas pelos bancos para gerenciar risco operacional com as implementadas pelos governos para gerenciar a pandemia da Covid-19. O artigo relata que problemas observados no combate à pandemia são semelhantes aos desafios da gestão do risco operacional, tais como: aspectos de governança, qualidade de dados e relatórios, limitações de modelos e mitigação de riscos.

Por meio da análise de 4.624 relatórios financeiros divulgados por 1.330 instituições entre 2017 e 2020, que compreendeu período pré e pós pandemia, Wang et al. (2021) estudaram a influência da pandemia da Covid-19 nos perfis de risco operacional das instituições financeiras. Usando uma metodologia de mineração de textos, o estudo conclui que o risco operacional permaneceu o principal tipo de risco dos relatórios após a pandemia da Covid-19 e que as divulgações de risco operacional aumentaram 5,19% em comparação com as amostras de período anterior à pandemia. O estudo conclui ainda que os drivers de risco operacional também mudaram, com aumentos significativos na divulgação de informações sobre risco de litígio, modos de transação de clientes e problemas de produtos e serviços. Além disso, dois novos drivers de risco operacional foram identificados durante a pandemia: a proteção de dados e a perda do valor de marca.

Medina e Kimura (2022) analisaram se as perdas operacionais de uma instituição financeira brasileira tiveram impacto com a pandemia da Covid-19. Os autores desenvolveram modelos de regressão utilizando a frequência e a severidade das perdas. Os resultados obtidos demonstraram que não houve diferença significativa para a frequência de perdas no período pré e pós pandemia, no entanto, houve diferença entre a severidade das perdas operacionais para todos os eventos de risco operacional analisados. Os eventos selecionados no estudo relacionados a falha de sistemas, danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição e fraude externa apresentaram aumento pós início da pandemia em relação ao período pré pandemia. No entanto, o evento relacionado à aspectos de legislação trabalhistas e segurança no local de trabalho apresentou leve queda no período pós pandemia.

O estudo de Mitic (2021) propõe um modelo de teste de estresse para o risco operacional utilizando a metodologia *Forward Stress Testing* (FSF). A metodologia possui quatro etapas: geração de cenários, desenvolvimento de fatores de risco, cálculo das exposições e mensuração o risco resultante (MITIC, 2021). O estudo utiliza dados históricos e simulados de perdas operacionais e um conjunto de variáveis macroeconômicas em cenário de normalidade e estresse, fornecidas pelo *Bank of England*. Por meio de um algoritmo não linear, as variáveis são combinadas para estimar o montante de capital necessário para o próximo ano. O modelo proposto permite alterar os fatores de risco para avaliar seu efeito sobre as perdas projetadas e assim, avaliar a resiliência e estabilidade das instituições financeiras ao choque econômico. O estudo utiliza, por exemplo, desemprego em massa, PIB negativo e renda familiar severamente reduzida. O autor conclui que as previsões de capital de risco operacional com base em correlações de fatores econômicos podem ser espúrias, porém, a metodologia FSF é uma alternativa viável e permite calcular cenários de estresse com base em mudanças nos fatores econômicos e aplicando-os às perdas projetadas (MITIC, 2021).

Seguindo a mesma linha do artigo anterior, Mitic (2022) demonstra, usando dados de um banco de varejo britânico, que as correlações entre frequência e severidade de perdas operacionais e fatores econômicos não se aplicam para todos os casos e que as projeções de requisitos de capital estão sujeitas a amplas margens de erro. Partindo da premissa de que faz sentido os bancos reterem mais capital em tempos de estresse econômico, o autor argumenta que não é necessário calculá-lo usando correlações entre Risco Operacional e fatores econômicos. O estudo propõe uma metodologia alternativa que busca espelhar as mudanças nas condições econômicas com as mudanças

correspondentes no capital de risco operacional de uma forma estatisticamente sólida. Por fim, Mitic (2022) conclui que os principais fatores que podem afetar as análises de correlação são a localização geográfica, o porte e o tipo da instituição financeira analisada, o período abrangido pelos dados, as transformações de dados e os métodos de seleção para fatores econômicos, o modelo estatístico utilizado e a forma de preparação de dados, incluindo a seleção e coleta.

A análise da literatura sobre o tema não encontrou estudo que correlacionasse variáveis internas da instituição com suas perdas operacionais no período pós pandemia. No entanto, de posse de quais informações seriam significativas, as instituições conseguiriam gerenciar essas variáveis internas e conseqüentemente mitigar o risco operacional. Inspirado em Mitic (2021), este artigo investiga variáveis que afetam o risco operacional, com foco no impacto do home office. Além disso, o artigo apresenta uma metodologia de mensuração de perdas em diferentes cenários, robustecendo a tomada de decisão em relação a essas variáveis internas, com aplicação notadamente em testes de estresse.

4.3 Dados e Métodos

Com o intuito de verificar as variáveis internas de uma instituição que possam ter influenciado as perdas operacionais no período pós pandemia, foram coletados dados reais de uma instituição financeira brasileira, compostos por todas as perdas operacionais ocorridas de 01/2021 a 12/2021 em 3.370 unidades de negócios. Foram analisados 4 tipos distintos de eventos de risco operacional, classificados a seguir:

Tabela 4.1 – Classificação (nível 1) dos eventos selecionados.

Evento	Classificação
1	Fraude externa
2	Práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços
3	Falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação
4	Falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades

Fonte: Elaborado pelos autores.

Vale ressaltar que, por questões de sigilo, uma descrição mais detalhada dos eventos de risco operacional selecionados não será apresentada. Outro ponto importante a destacar é que as perdas foram multiplicadas por uma constante, garantindo também o sigilo da informação sobre escala de perdas operacionais.

As variáveis utilizadas no estudo referentes às Perdas Operacionais são: Data da ocorrência da Perda; Unidade responsável pela Perda; Classificação do evento de Risco Operacional; Valor da Perda.

A Frequência das Perdas por evento foi obtida por meio da somatória da quantidade de eventos ocorridos no ano de 2021 e, para obtenção da Severidade, foi calculada a somatória dos valores de todas as perdas ocorridas no mesmo ano, ambas variáveis mensuradas por tipo de evento, para cada unidade de negócio.

Foram coletadas informações referentes às 3.370 unidades de negócio (agências bancárias) espalhadas por todo território brasileiro. As unidades possuem características distintas em relação a tamanho, volume de negócios e composição de empregados. Diante da capilaridade e diversidade dessas unidades, foram coletadas também informações referentes aos empregados dessas unidades. O estudo das perdas operacionais agregadas por unidade de negócio é importante para identificar características destas unidades que podem influenciar a frequência e/ou severidade das perdas e auxiliar a alta administração na definição de estratégias e tomada de decisões visando a redução do risco operacional. Vale ressaltar que os dados fornecidos foram anonimizados consoante com a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD).

As variáveis selecionadas para compor a base de dados de unidades e empregados foram:

- Código da Unidade: Variável utilizada como chave para cruzamento entre as bases de perdas, unidades e empregados;
- Porte da Unidade: Classificação interna da instituição que reflete o tamanho e o volume negocial da unidade, cujos valores variam de 1 (maior porte) a 5 (menor porte) e pode influenciar a exposição ao risco operacional devido ao volume transacionado;
- Quantidade de Empregados da Unidade: Somatória do total de empregados da Unidade, que pode refletir o porte das mesmas e pode influenciar a exposição ao risco operacional;
- Idade dos Empregados: Variável medida em anos que pode refletir a experiência dos empregados no desempenho de suas funções e conseqüentemente influenciar o risco operacional;

- Tempo de Admissão: Variável medida em anos que pode refletir a experiência dos empregados no desempenho de suas funções e conseqüentemente influenciar o risco operacional;
- Não Possui Função Gratificada: Todos os empregados ingressam sem qualquer tipo de função gratificada ou cargo de comissão e, por meio de processos seletivos internos, podem galgar posições da estrutura de cargos e salários da instituição. A variável coletada é binária com valor 1 para empregados que não possuem nenhum tipo de função gratificada ou cargo de comissão, sendo que ela pode refletir a experiência dos empregados no desempenho de suas funções e conseqüentemente influenciar o risco operacional;
- Quantidade de Dependentes: Empregados que ficaram de *home office* em período em que as escolas ficaram fechadas podem ter possuído ambiente de trabalho doméstico com mais distrações e interferência dos filhos e conseqüente aumento da exposição ao risco operacional;
- Home office: Informação se o empregado trabalhou em ambiente externo no período de janeiro a dezembro de 2021. Variável que pode influenciar o desempenho dos empregados devido à situação de estresse emocional e conseqüentemente influenciar o risco operacional ou o risco cibernético (PRANGGONO & ARABO, 2020).

Foram mensuradas as estatísticas descritivas das variáveis selecionadas e também foi calculada a matriz de correlação das variáveis a serem utilizadas como variáveis independentes do modelo, visando evitar multicolinearidade.

As variáveis dependentes (resposta) utilizadas nos modelos foram a frequência e a severidade das perdas. Considerando que a distribuição da frequência de perdas é discreta, foram desenvolvidas Regressões de Poisson, Geométrica e Binomial Negativa. De maneira análoga, tendo em vista que a distribuição da severidade das perdas é contínua, foram desenvolvidos modelos de Regressão Log-Normal, Gamma e Weibull, para cada tipo de evento. A escolha por essas distribuições foi estabelecida com base nos estudos de Panjer (2006) e Klugman, Panjer & Willmot (2012).

Como critério de definição dos melhores modelos foram consideradas as menores estatísticas dos testes AIC e BIC. Para o desenvolvimento dos modelos foram realizados alguns tipos de agregação dos dados como, por exemplo, a variável porte foi transformada em dummies, idade, número de dependentes e de tempo de empresa dos empregados

foram calculados como valores médios por unidade. Além disso, para cada unidade, foi calculado o percentual de empregados que não possuem função gratificada e a média do percentual de empregados que ficaram de *home office* no ano de 2021. Por fim, é aplicada uma metodologia que pode auxiliar as instituições na gestão e mitigação do risco operacional e que consiste na realização das seguintes etapas a seguir:

- Etapa 1 - Desenvolvimento de modelos de regressão da severidade de perdas: A etapa inicial consiste no desenvolvimento de modelos de regressão da severidade de perdas utilizando variáveis internas da instituição;
- Etapa 2 - Elaboração de cenários: com base nos modelos de regressão gerados, a próxima etapa consiste na elaboração de diferentes cenários em relação às variáveis internas da instituição que se mostraram significativas nos modelos desenvolvidos. Deve-se priorizar a utilização de variáveis que permitam gestão por parte da instituição;
- Etapa 3 - Aplicação dos modelos desenvolvidos utilizando os cenários elaborados, obtendo-se as estimativas de perdas para cada unidade e cenário desenvolvido;
- Etapa 4 – Mensuração das estatísticas da distribuição resultante da aplicação dos modelos nos cenários elaborados, identificando assim os melhores em termos de severidade de perdas e auxiliando a alta administração para tomadas de decisão.

4.4 Resultados

4.4.1 Estatísticas Descritivas

Inicialmente foram mensuradas as estatísticas descritivas da frequência e severidade de perdas bem como das demais variáveis independentes selecionadas.

A Tabela 4.2 apresenta as estatísticas descritivas da frequência e da severidade, para os quatro eventos selecionados:

Tabela 4.2 – Estatísticas Descritivas da Frequência e Severidade das unidades, por evento

Evento	Frequência				Severidade (R\$)			
	Fraude	Práticas inadequadas	Falha em Sistemas	Falhas no cumprimento de prazos	Fraude	Práticas inadequadas	Falha em Sistemas	Falhas no cumprimento de prazos
N	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370
Média	11,55	14,09	7,70	5,63	32.421,65	12.250,73	7.572,40	1.319,83
Desvio	17,91	21,13	14,50	9,84	49.246,05	70.872,53	62.213,64	14.501,79
Soma	38.919	47.491	25.946	18.984	109.260.974,68	41.284.960,56	25.518.987,61	4.447.817,58
Máximo	651	746	337	308	1.382.166,33	3.373.606,52	2.095.279,10	624.652,09
P95	34	41	27	17	112.669,82	39.979,90	20.605,97	3.102,05
P90	25	31	17	12	76.962,87	25.530,92	13.476,49	1.273,66
P75	14	18	7	7	40.775,08	11.557,86	5.274,79	377,27
P50	7	9	4	3	17.505,77	4.546,21	2.020,78	96,41
P25	4	4	2	1	6.811,06	1.292,57	668,92	21,09
P5	1	1	1	0	507,72	65,78	17,36	0
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Elaborado pelos autores.

Na Tabela 4.2, N representa a quantidade total de unidades da instituição financeira, a frequência representa a soma de eventos de risco operacional ocorridos em todas as unidades no ano de 2021 e a severidade representa o volume total de perdas de 2021 totalizando todas as unidades, lembrando que os números foram multiplicados por um valor constante devido ao sigilo das informações.

Em termos de frequências de perdas, os quatro eventos selecionados possuem quantidades que variam de quase 19 mil ocorrências (evento 4) a quase 47,5 mil (evento 2), enquanto a severidade apresenta somatório total de BRL 4,45 milhões (evento 4) a BRL 109,2 milhões (evento 4). Nota-se assim que o evento de Fraude externa (evento 1) foi o que possuiu maior volume de perda dentre os selecionados no ano de 2021, sendo que cada unidade teve prejuízo médio no valor de R\$ 33 mil, no entanto, ele foi o segundo tipo de evento em termos de frequência de perdas.

As Tabelas 4.3 e 4.4 contêm as estatísticas descritivas das variáveis selecionadas para a modelagem, considerando as 3.370 unidades de negócios distintas:

Tabela 4.3 – Estatísticas Descritivas das variáveis selecionadas para modelagem

Estatística	Percentual em Home Office (%)	Total de Empregados	Média Tempo Empresa	Média Idade	Média Dependentes	Percentual sem Função (%)
N	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370	3.370
Média	17,07	16,59	13,14	43,63	1,15	34,40
Desvio	9,83	9,34	3,41	3,24	0,32	11,30
Máximo	62,82	80	26,72	55,55	2,60	75,00
P95	34,26	36	18,57	48,51	1,68	53,85
P90	29,55	30	17,27	47,52	1,56	50,00
P75	23,08	21	15,37	45,84	1,35	41,67
P50	16,67	14	13,33	43,81	1,14	33,33
P25	10,19	10	11,02	41,61	0,92	27,27
P5	0,93	7	7,14	37,78	0,63	15,38
Mínimo	0,00	4	2,60	31,67	0,11	0,00

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação ao *Home Office*, nota-se que os percentuais variaram de 0 a 62,8%, refletindo a estratégia adotada por cada gestor de unidade, uma vez que o banco não possuía uma estratégia nacional de trabalho à distância na época. A quantidade de empregados por unidade varia de 4 a 80, sendo que a média é de 16,6.

Destaca-se também a existência de unidade com 75% de empregados não detentores de cargo ou função gratificada e outras em que todos os empregados possuem função gratificada, sendo que tal discrepância pode gerar insatisfação e frustração por parte dos empregados, aumentando o risco operacional.

Tabela 4.4 – Distribuição do Porte das unidades

Porte	Quantidade	Percentual (%)
Porte 1	452	13,41
Porte 2	577	17,12
Porte 3	694	20,59
Porte 4	832	24,68
Porte 5	815	24,18
Total	3.370	100

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação ao Porte, tendo em vista se tratar de uma variável ordinal, foi mensurada a quantidade e percentual em cada uma das classes. Nota-se que a menor classe em termos de quantidade de unidades é a de Porte 1, que são as mais relevantes em termos de tamanho e volume de negócios.

4.4.2 Modelos de Regressão

O próximo passo do estudo foi obter a matriz de correlação de Pearson das variáveis candidatas à modelagem, conforme exposto na tabela 4.5 a seguir:

Tabela 4.5 – Matriz de correlação de Pearson das variáveis selecionadas para modelagem

	Percentual Home Office	Total de Empregados	Porte	Média Tempo Empresa	Média Idade	Média Dependentes	Percentual sem Função
Percentual Home Office	1	0,17	-0,18	0,36	0,43	-0,02	-0,03
Total de Empregados	0,17	1	-0,84	0,35	0,22	0,13	0,01
Porte	-0,18	-0,84	1	-0,36	-0,21	-0,1	0,15
Média Tempo Empresa	0,36	0,35	-0,36	1	0,75	0,22	-0,12
Média Idade	0,43	0,22	-0,21	0,75	1	0,18	-0,07
Média Dependentes	-0,02	0,13	-0,1	0,22	0,18	1	-0,01
Percentual sem Função	-0,03	0,01	0,15	-0,12	-0,07	-0,01	1

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os resultados mostram que a maior correlação entre variáveis foi a obtida para o Porte e o Total de Empregados (-0,84). Tal resultado era esperado pois ambas as variáveis refletem o tamanho das unidades, sendo que o sinal se mostrou invertido devido à variável Porte (quanto menor o valor, maior o Porte). A segunda maior correlação foi a Média de Idade com a Média de Tempo de Empresa (0,75) o que também era esperado, dessa vez com sinal positivo.

Diante dos resultados obtidos, decidiu-se excluir a variável Total de Empregados em detrimento ao variável Porte tendo em vista que o Porte é uma classificação interna da instituição que reflete o tamanho e o volume negocial da unidade, ou seja, o total de empregados da unidade já está implícito nessa variável, bem como decidiu-se por excluir a variável Média de Idade em detrimento ao Tempo de Empresa pois esta variável reflete a experiência de trabalho do empregado na instituição e pode ser um importante mitigador de risco operacional (espera-se que empregados mais experientes estão menos expostos ao risco operacional, associação que não é tão clara para a variável Idade).

A próxima etapa do estudo consistiu em desenvolver Modelos de Regressão para os dados de Frequência e de Severidade, utilizando as variáveis das unidades e de empregados como variáveis explicativas dos modelos.

Conforme relatado anteriormente, foram desenvolvidos modelos de regressão Poisson, Binomial Negativa e Geométrica para a frequência e Gamma, Weibull e Log-

Normal para a severidade e a seleção do modelo de regressão foi realizada por meio das estatísticas AIC e BIC. Os resultados obtidos foram:

Tabela 4.6 – Valores das estatísticas AIC e BIC.

Regressão	Fraude		Práticas inadequadas		Falha em Sistemas		Falhas no cumprimento de prazos	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
Binomial Negativa	21.299*	21.354*	23.340*	23.395*	20.614	20.669	18.173*	18.228*
Geométrica	22.112	22.161	23.741	23.790	20.612*	20.661*	18.239	18.288
Poisson	35.339	35.388	46.142	46.191	46.287	46.336	28.910	28.958
Log-Normal	112.215	112.276	99.892	99.953	110.848	110.910	193.499	193.561
Weibull	112.252	112.313	100.068	100.130	111.405	111.466	197.823	197.762
Gamma	72.521*	72.583*	64.633*	64.695*	58.512*	58.573*	27.047*	27.108*

*Modelos selecionados por evento.

Fonte: Elaborado pelos autores.

A análise da Tabela 4.6 indica que o modelo de Regressão Binomial Negativa foi o que melhor se ajustou para a frequência dos eventos 1, 2 e 4, no entanto, a Regressão Geométrica foi a que melhor se ajustou para a frequência do evento 3, por uma diferença mínima. Em relação aos modelos de regressão para a severidade, a Regressão *Gamma* foi a que melhor ajustou para todos os eventos. Os parâmetros obtidos para os modelos de regressão selecionados para a frequência foram:

Tabela 4.7 – Modelos de Regressão selecionados para a Frequência, por evento.

Variável	Fraude		Práticas inadequadas		Falha em Sistemas		Falhas no cumprimento de prazos	
	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor
Percentual <i>Home Office</i>	1,1233	<,0001*	0,4142	0,0082*	0,2685	0,2079	-0,1884	0,3429
Porte = 1	1,9153	<,0001*	1,6964	<,0001*	1,1867	<,0001*	1,8107	<,0001*
Porte = 2	1,5008	<,0001*	1,3005	<,0001*	0,9903	<,0001*	1,0263	<,0001*
Porte = 3	1,0488	<,0001*	0,9047	<,0001*	0,8491	<,0001*	0,7405	<,0001*
Porte = 4	0,5148	<,0001*	0,5866	<,0001*	0,4030	<,0001*	0,4789	<,0001*
Média Tempo de Empresa	0,0488	<,0001*	0,0660	<,0001*	-0,0511	<,0001*	-0,0301	<,0001*
Média Dependentes	0,0425	0,2549	0,2512	<,0001*	0,8219	<,0001*	0,6852	<,0001*
Percentual sem Função	1,2749	<,0001*	1,2376	<,0001*	2,9076	<,0001*	1,4562	<,0001*

*Variáveis significativas ao nível de confiança de 95%.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Conforme observa-se pela Tabela 4.7, a depender do tipo de evento de risco operacional, as variáveis que influenciam a frequência de perdas são distintas. Em relação à variável Percentual de *home office*, nota-se que ela se mostrou significativa somente para os eventos 1 e 2, com efeito positivo para ambos os eventos, ou seja, quanto maior o percentual de *home office* maior é a frequência de perdas relacionadas à fraude externa e práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços. O resultado encontrado

pode ser útil para a instituição na definição da estratégia de *home office*, tendo em vista, por exemplo, que o aumento do *home office* em processos de atendimento à clientes pode aumentar a frequência de perdas operacionais. Diferentemente do *home office*, o Porte das unidades se mostrou significativo para todos os eventos selecionados, com parâmetros positivos, ou seja, à medida que se aumenta o Porte das unidades, a tendência é de aumento na frequência de perdas. Esse resultado era esperado, tendo em vista que, quanto maior o tamanho da unidade em termos físicos e negociais (lembrando que Porte = 1 são as maiores unidades) maior a influência na frequência de perdas.

O Tempo de Empresa, também se mostrou significativo para todos os eventos, no entanto, para os eventos 1 e 2 possui efeito positivo, ou seja, à medida que se aumenta a média do tempo de empresa, a tendência é de aumento na frequência de perdas desses eventos e, para os eventos 3 e 4 possui efeito negativo, ou seja, à medida que se aumenta a média do tempo de empresa, a tendência é de diminuição na frequência de perdas desses eventos. Essa variável está relacionada ao tempo de experiência dos empregados, assim, esperava-se que quanto maior a experiência menor a frequência de perdas, o que foi encontrado apenas para os eventos 3 e 4, que são relacionados respectivamente a Falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação e a Falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades.

No que diz respeito aos trabalhadores que migraram para o teletrabalho, Abbad et al. (2021) relatam que muitos tiveram que aprender habilidades técnicas que dizem respeito ao domínio dos recursos tecnológicos e digitais (e.g., celulares, sistemas operacionais, aplicativos de mensagens e plataformas para videoconferências) demandados pela modalidade on-line, também necessárias para a execução a contento das atividades laborais. Essa informação traz a reflexão de que a experiência do trabalhador é fator importante para desenvolver as atividades laborais em *home office* e conseqüentemente para reduzir as perdas operacionais.

Observa-se também que a variável Média de Dependentes se mostrou significativa para os eventos 2, 3 e 4, possuindo efeito positivo para todos os eventos. Um resultado interessante foi observado para o evento 2, cujo modelo final é composto pelas variáveis Média de Dependentes e *home office*, sendo ambas com sinal positivo, ou seja, à medida que se aumenta o *home office* e a quantidade de dependentes, a tendência é de aumento na frequência de perdas. Esse resultado é interessante pois nos períodos de *lockdown* ocasionados pela pandemia, tendo em vista o fechamento das escolas, os filhos ficaram em casa junto com os pais durante o horário de trabalho, sendo a conciliação trabalho-

família um dos principais desafios trazidos pela migração para o teletrabalho durante a pandemia de Covid-19 (ABBAD et al., 2021). Nesse sentido, o resultado encontrado complementa a literatura, concluindo que além de desafiadora, a conciliação trabalho-escola aumentando a frequência de perdas operacionais relacionadas a práticas inadequadas relativas à clientes, produtos ou serviços.

Por fim, o Percentual de empregados sem Função, se mostrou significativo para todos os eventos, somente com efeito positivo, ou seja, à medida que se aumenta a o Percentual de empregados sem Função na unidade, a tendência é de aumento na frequência de perdas dos eventos selecionados. Esse resultado era esperado, tendo em vista que empregados sem função geralmente são menos capacitados e possuem menos experiência.

A Tabela 4.8 a seguir apresenta os parâmetros dos modelos de Regressão *Gamma* selecionados para a severidade:

Tabela 4.8 – Modelos de Regressão selecionados para a Severidade, por evento.

Variável	Fraude		Práticas inadequadas		Falha em Sistemas		Falhas no cumprimento de prazos	
	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor	Parâmetro	P-valor
Percentual <i>Home Office</i>	1,2275	<,0001*	1,2529	<,0001*	-0,9008	0,0139*	-1,4558	0,0046*
Porte = 1	1,9841	<,0001*	2,5095	<,0001*	2,5377	<,0001*	5,0141	<,0001*
Porte = 2	1,5804	<,0001*	1,5701	<,0001*	2,2982	<,0001*	2,9968	<,0001*
Porte = 3	1,1382	<,0001*	1,2706	<,0001*	0,9437	<,0001*	2,2539	<,0001*
Porte = 4	0,5498	<,0001*	0,8091	<,0001*	0,3453	0,0002*	1,4727	<,0001*
Média Tempo de Empresa	0,0643	<,0001*	0,0758	<,0001*	-0,1871	<,0001*	-0,0826	<,0001*
Média Dependentes	0,0209	0,7898	0,5593	<,0001*	-0,0226	0,8172	1,2456	<,0001*
Percentual sem Função	0,8467	<,0001*	3,1436	<,0001*	0,1852	0,5127	2,6721	<,0001*

*Variáveis significativas ao nível de confiança de 95%.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Conforme observa-se pela Tabela 4.8, de maneira análoga aos resultados dos modelos obtidos para a frequência de perdas, a depender do tipo de evento de risco operacional, as variáveis que influenciam a severidade de perdas também são distintas.

Para a severidade, o percentual de *home office* se mostrou significativo para todos os eventos. Para os eventos 1 e 2, respectivamente Fraude externa e Práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços, assim como foi observado para o modelo de frequência de perdas, o impacto do *home office* é positivo, ou seja, à medida que se aumenta o *home office*, a tendência é de aumento na frequência e a severidade das perdas operacionais relacionadas a esses dois eventos, ou seja, é evidente que a instituição

financeira deve direcionar o atendimento presencial para processos relacionados a esses temas.

Para os eventos de falhas em sistemas, processos ou infraestrutura de tecnologia da informação e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades, a variável *home office* possui impacto negativo, isto é, à medida que aumenta o percentual de *home office* a severidade das perdas operacionais diminuem. Estes resultados não eram esperados pois, conforme já exposto anteriormente, muitos empregados não estavam preparados para o *home office* e tiveram que aprender novas habilidades (ABBAD et al., 2021), no entanto, diante deste resultado, a instituição financeira pode alocar para o *home office* equipes que desenvolvem sistemas de TI ou ainda equipes responsáveis por pagamentos, visando a redução de custos de espaços físicos e reduzindo a severidade das perdas operacionais. O Porte das unidades para a severidade das perdas foram semelhantes aos resultados encontrados para os modelos de frequência, essa variável se mostrou significativa para todos os eventos bem como os parâmetros foram positivos.

A Média de Tempo de Empresa apresentou resultado semelhante ao *home office* para a severidade, qual seja significativa para todos os eventos, com efeito positivo para os eventos 1 e 2 e negativo para os eventos 3 e 4. Tendo em vista que a média de tempo de empresa está relacionada à experiência dos empregados, esperava-se que quanto maior a experiência menor a severidade de perdas, o que foi encontrado apenas para os eventos 3 e 4, assim, de maneira análoga à sugestão realizada para o *home office*, sugere-se alocar os empregados com maior tempo de empresa para atividades inerentes à ao desenvolvimento de sistemas de TI ou ainda equipes responsáveis por pagamentos.

Em relação à Média de Dependentes, observa-se que ela foi significativa para os eventos 2 e 4, possuindo efeito positivo para ambos. Um fato interessante dos resultados obtidos para o evento 4, que é relacionado a falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades, o impacto dessa variável é inverso ao da variável *home office*, e isso significa que empregados em *home office* que possuem dependentes geram prejuízos de menor severidade em relação a empregados em *home office* que não possuem dependentes.

O percentual de empregados sem função se mostrou significativo para eventos 1, 3 e 4, todos com efeito positivo, ou seja, à medida que se aumenta a o percentual de empregados sem função na unidade, a tendência é de aumento na severidade de perdas

dos eventos, o que era esperado tendo em vista que essa variável reflete a experiência e capacitação dos empregados.

4.4.3 Testes de Estresse

O próximo passo do estudo foi projetar o montante de perdas anuais em diferentes cenários, podendo esta metodologia ser utilizada pelas instituições para realização de Testes de Estresse de Risco Operacional.

Para aplicação da metodologia foram selecionados os eventos 2 e 4 e decidiu-se pela elaboração de 7 cenários, alterando o Percentual de *Home Office* para os valores 0%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90% e 100%, e mantendo as demais variáveis inalteradas.

Os modelos foram aplicados na base de dados original (denominado cenário base) e aos 7 cenários elaborados, sendo mensuradas a Média e os Percentis 90, 95 e 99.

Os resultados obtidos encontram-se nas Tabelas 4.9 e 4.10 a seguir:

Tabela 4.9 – Distribuição de Perdas do Evento 2 para diferentes Cenários (em R\$).

Cenário	Perda Observada	Perda Esperada	P90	P95	P99
Base = 17%	41.284.960,56	47.938.687,45	137.074.021,59	204.131.823,39	374.067.921,53
HO = 0%	41.284.960,56	37.599.743,67	107.511.247,19	160.106.683,01	293.392.637,86
HO = 10%	41.284.960,56	42.618.330,14	121.861.198,47	181.476.755,08	332.552.913,36
HO = 25%	41.284.960,56	51.429.671,08	147.056.004,65	218.997.079,26	401.308.237,48
HO = 50%	41.284.960,56	70.346.518,60	201.146.103,97	299.548.524,91	548.917.323,37
HO = 75%	41.284.960,56	96.221.355,79	275.131.608,79	409.728.381,22	750.819.942,77
HO = 90%	41.284.960,56	116.115.123,78	332.015.076,58	494.439.735,48	906.051.986,90
HO = 100%	41.284.960,56	131.613.468,49	376.330.441,70	560.434.562,08	1.026.986.328,27

Fonte: Elaborado pelos autores.

O montante total de perda operacional do evento 2, relacionado à Práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços foi de R\$ 41, 2 milhões e que as estimativas geradas pelo modelo foram coerentes em relação à perda observada. De acordo com a projeção da perda esperada, a adoção de 0% de *home office* reduziria o montante esperado de perdas desse evento em aproximadamente R\$ 4 milhões, enquanto a adoção de 100% de *home office* pode gerar um aumento de perdas na ordem de R\$ 90 milhões.

Os resultados indicam ainda que, em um cenário extremo e de baixa probabilidade de ocorrência (em que todas 3.370 unidades apresentem perda extrema), o valor total do prejuízo da instituição com esse evento pode chegar a R\$ 1 bilhão.

Tabela 4.10 –Distribuição de Perdas do Evento 4 para diferentes Cenários (em R\$).

Cenário	Perda Observada	Perda Esperada	P90	P95	P99
Base = 17%	4.447.817,58	8.302.878,60	24.231.009,64	46.502.260,75	112.475.831,49
HO = 0%	4.447.817,58	10.804.818,39	31.532.637,16	60.514.973,89	146.368.625,86
HO = 10%	4.447.817,58	9.340.991,64	27.260.624,80	52.316.461,50	126.538.740,54
HO = 25%	4.447.817,58	7.508.553,01	21.912.860,47	42.053.449,96	101.715.415,01
HO = 50%	4.447.817,58	5.217.891,34	15.227.824,15	29.224.050,51	70.684.722,15
HO = 75%	4.447.817,58	3.626.050,19	10.582.216,27	20.308.562,77	49.120.676,01
HO = 90%	4.447.817,58	2.914.721,60	8.506.284,44	16.324.596,57	39.484.587,28
HO = 100%	4.447.817,58	2.519.837,82	7.353.860,93	14.112.955,41	34.135.252,12

Fonte: Elaborado pelos autores.

O montante total de perda operacional do evento 4, relacionado à Falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades foi de R\$ 4,4 milhões. De acordo com a projeção da perda esperada, a adoção de 0% de *home office* aumentaria o montante de perdas desse evento em aproximadamente R\$ 6 milhões, enquanto a adoção de 100% de *home office* pode gerar uma redução de perdas na ordem de R\$ 2 milhões. Os resultados indicam ainda que, em um cenário extremo e de baixa probabilidade de ocorrência (em que todas 3.370 unidades apresentem perda extrema), o valor total do prejuízo da instituição com esse evento pode chegar a R\$ 34 milhões.

Note que os resultados encontrados nos testes de estresse são extremamente úteis para as instituições na definição de estratégias a serem adotadas e que a adoção de uma estratégia incorreta pode gerar prejuízos severos e, a depender do montante, até a falência da instituição.

Por esse motivo, os reguladores exigem que seja realizado diferentes tipos de teste de estresse nas instituições, como por exemplo o teste de estresse *botton-up*, que deve utilizar modelos e cenários internos para estimação das exposições aos principais riscos da instituição, sendo que a metodologia aqui exposta pode ser utilizada para mensuração do Risco operacional em cenários estressados, atendendo os requisitos do regulador.

4.5 Conclusão

O estudo teve como objetivo principal verificar quais variáveis internas de uma instituição financeira brasileira influenciaram as perdas operacionais no período pós pandemia da COVID-19. Os resultados obtidos demonstraram que as variáveis Home Office, Porte, Tempo de Empresa, Quantidade de Dependentes e Exercício de Função Gratificada são significativas para a frequência e severidade dos eventos de risco operacional selecionados.

Os resultados encontrados podem auxiliar a instituição financeira na definição de estratégia de pessoas, especificamente processos que podem ser executados de home office, reduzindo assim custos para a instituição.

Os resultados também podem auxiliar na identificação de fragilidades contidas nos processos e que contribuem com a ocorrência de prejuízos de risco operacional, fazendo com que a área de controles internos da instituição elabore planos de ação para mitigação e correção destas fragilidades.

Por fim, o estudo apresentou uma proposta de aplicação de metodologia baseada nas regressões selecionadas e, utilizando diferentes cenários de percentual de empregados em *home office*, foram mensuradas medidas da distribuição de perda operacional. Os resultados desta aplicação podem auxiliar as instituições na gestão e mitigação do risco operacional.

É importante destacar que o estudo focou apenas em verificar dados específicos internos da instituição que possam explicar a frequência e severidade de perdas baseado na cultura *data driven*, sem a intenção de propor um modelo geral de literatura. Ressalta-se ainda que os modelos desenvolvidos não levam em consideração outras variáveis que podem afetar a relação entre a pandemia e risco operacional, como por exemplo, variáveis macroeconômicas ou demais variáveis externas à instituição, tendo em vista a inexistência de gestão sobre elas. Tais variáveis podem ser utilizadas em estudos posteriores.

5 Referências Bibliográficas

- Abbad, G. D. S., Mourão, L., Costa, R. B., Martins, L. B., Legentil, J., & Miranda, L. (2021). Habilidades para teletrabalho em casa: construção e evidências de validade da escala. *Revista Psicologia Organizações e Trabalho*, 21(3), 1655-1664.
- Abdul Rahim, N. F., Ahmed, E. R., Sarkawi, M. N., Jaaffar, A. R., & Shamsuddin, J. (2019). Operational risk management and customer complaints: The role of product complexity as a moderator. *Benchmarking*, 26(8), 2486–2513. <https://doi.org/10.1108/BIJ-04-2018-0089>
- Abdullah, M., Shahimi, S., & Ghafar Ismail, A. (2011). Operational risk in Islamic banks: examination of issues. *Qualitative Research in Financial Markets*, 3(2), 131–151. <https://doi.org/10.1108/17554171111155366>
- Abdymomunov, A., & Curti, F. (2019). Quantifying and Stress Testing Operational Risk with Peer Banks' Data. *Journal of Financial Services Research*. <https://doi.org/10.1007/s10693-019-00320-w>
- Abdymomunov, A., Curti, F., & Mihov, A. (2019). U.S. Banking Sector Operational Losses and the Macroeconomic Environment. *Journal of Money, Credit and Banking*, 52(1), 115–144. <https://doi.org/10.1111/jmcb.12661>
- Abdymomunov, A., & Ergen, I. (2017). Tail Dependence and Systemic Risk in Operational Losses of the US Banking Industry. *International Review of Finance*, 17(2), 177–204. <https://doi.org/10.1111/irfi.12117>
- Abdymomunov, A., & Mihov, A. (2019). Operational Risk and Risk Management Quality: Evidence from U.S. Bank Holding Companies. *Journal of Financial Services Research*, 56(1), 73–93. <https://doi.org/10.1007/s10693-017-0284-3>
- Abou-El-Sood, H. (2017). Corporate governance structure and capital adequacy: implications to bank risk taking. *International Journal of Managerial Finance*, 13(2), 165–185. <https://doi.org/10.1108/IJMF-04-2016-0078>
- Abu Hussain, H., & Al-Ajmi, J. (2012). Risk management practices of conventional and Islamic banks in Bahrain. *Journal of Risk Finance*, 13(3), 215–239. <https://doi.org/10.1108/15265941211229244>
- Adeleye, B. C., Annansingh, F., & Nunes, M. B. (2004). Risk management practices in IS outsourcing: An investigation into commercial banks in Nigeria. *International Journal of Information Management*, 24(2), 167–180. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2003.10.004>
- Afonso, L. B., & Corte Real, P. (2016). Using weighted distributions to model operational risk. *ASTIN Bulletin*, 46(2), 469–485. <https://doi.org/10.1017/asb.2016.4>
- Aldasoro, I., Gambacorta, L., Giudici, P., & Leach, T. (2022). The drivers of cyber risk. *Journal of Financial Stability*, 60, 100989.
- Andersen, L. B., Häger, D., Maberg, S., Næss, M. B., & Tunglund, M. (2012). The financial crisis in an operational risk management context - A review of causes and

influencing factors. *Reliability Engineering and System Safety*, 105, 3–12. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.09.005>

Antão, P., & Lacerda, A. (2011). Capital requirements under the credit risk-based framework. *Journal of banking & finance*, 35(6), 1380-1390. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.10.003>

Aquaro, V., Bardoscia, M., Bellotti, R., Consiglio, A., De Carlo, F., & Ferri, G. (2010). A Bayesian Networks approach to Operational Risk. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 389(8), 1721–1728. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.12.043>

Azar, A., & Mostafae Dolatabad, K. (2019). A method for modelling operational risk with fuzzy cognitive maps and Bayesian belief networks. *Expert Systems with Applications*, 115, 607–617. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.08.043>

BACEN - Banco Central do Brasil. (2013). Circular BACEN nº 3.647, de 04/03/2013.

BACEN - Banco Central do Brasil. (2017). Resolução CMN nº 4.557, de 23/02/2017.

BACEN - Banco Central do Brasil. (2020). Circular nº 3.979, de 30/01/2020.

Bajaj, R. V. (2016). Operational risk capital estimation under BIA and TSA: a study of public sector and private sector banks in India. *DECISION*, 43(1), 67–92. <https://doi.org/10.1007/s40622-015-0107-z>

Barakat, A., Ashby, S., & Fenn, P. (2018). The reputational effects of analysts' stock recommendations and credit ratings: Evidence from operational risk announcements in the financial industry. *International Review of Financial Analysis*, 55, 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.10.011>

Barakat, A., Chernobai, A., & Wahrenburg, M. (2014). Information asymmetry around operational risk announcements. *Journal of Banking and Finance*, 48, 152–179. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.06.029>

Barakat, A., & Hussainey, K. (2013). Bank governance, regulation, supervision, and risk reporting: Evidence from operational risk disclosures in European banks. *International Review of Financial Analysis*, 30, 254–273. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.07.002>

Bardoscia, M., & Bellotti, R. (2012). A dynamical model for forecasting operational losses. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 391(8), 2641–2655. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2011.12.046>

Bardoscia, Marco, & Bellotti, R. (2011). A dynamical approach to operational risk measurement. *Journal of Operational Risk*, 6(1), 3–19. <https://doi.org/10.21314/JOP.2011.088>

Bastos, S. B., & Cajueiro, D. O. (2020). Modeling and forecasting the early evolution of the Covid-19 pandemic in Brazil. *Scientific Reports*, 10(1), 1-10.

Bauer, S., Bernroider, E. W. N., & Chudzikowski, K. (2017). Prevention is better than cure! Designing information security awareness programs to overcome users' non-compliance with information security policies in banks. *Computers and Security*, 68, 145–159. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2017.04.009>

Bayrakdaroğlu, A., & Yalçın, N. (2013). A Fuzzy Multi-Criteria Evaluation of the Operational Risk Factors for the State-Owned and Privately-Owned Commercial Banks in Turkey. *Human and Ecological Risk Assessment*, 19(2), 443–461. <https://doi.org/10.1080/10807039.2013.755098>

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2001). *Operational risk - Supporting Document to the New Basel Capital Accord*. Bank for International Settlements. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbsca07.pdf>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2004). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Bank for International Settlements. Disponível em <<http://www.bis.org/publ/bcbs107.htm>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2011). *Principles for the Sound Management of Operational Risk*. Bank for International Settlements. Disponível em <<https://www.bis.org/publ/bcbs195.htm>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2014a). *Operational risk - Revisions to the simpler approaches*. Bank for International Settlements. Disponível em <<https://www.bis.org/publ/bcbs291.htm>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2017). *Basel III: Finalising post-crisis reforms*. Bank for International Settlements. Disponível em <<https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.htm>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2018). *Progress in adopting the Principles for effective risk data aggregation and risk reporting*. Bank for International Settlements. Disponível em <<https://www.bis.org/bcbs/publ/d443.htm>>. Acesso em: 03/04/2020.

BCBS - Basle Committee on Banking Supervision. (2019). *Calculation of RWA for operational risk*. Bank for International Settlements. Disponível em <https://www.bis.org/basel_framework/standard/OPE.htm>. Acesso em: 03/04/2020.

Bee, M., Benedetti, R., & Espa, G. (2013). On maximum likelihood estimation of a Pareto mixture. *Computational Statistics*, 28(1), 161–178. <https://doi.org/10.1007/s00180-011-0291-z>

Benaroch, M., Chernobai, A., & Goldstein, J. (2012). An internal control perspective on the market value consequences of IT operational risk events. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13(4), 357–381. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.03.001>

Benos, E., Ferrara, G., & Gurrola-Perez, P. (2017). The Impact of De-Tiering in the United Kingdom's Large-Value Payment System. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3035204>

Bonsón, E., Escobar, T., & Flores, F. (2008). Operational risk measurement in banking institutions and investment firms: New European evidences. *Financial Markets, Institutions and Instruments*, 17(4), 287–307. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0416.2008.00142.x>

- Bonsón, E., Escobar, T., & Flores, F. (2011). BaselMapper: An experimental tool for managing Operational Risk in banks. *International Journal of Metadata, Semantics and Ontologies*, 6(1), 1–9. <https://doi.org/10.1504/IJMSO.2011.042486>
- Bouaziz, W., & Bouri, A. (2012). Ownership structure and financial institutes risk taking: evidence from Tunisian quoted bank (financial institute). In *Int. J. Managerial and Financial Accounting* (Vol. 4, Issue 1).
- Bryce, C., Webb, R., Cheevers, C., Ring, P., & Clark, G. (2016). Should the insurance industry be banking on risk escalation for solvency II? *International Review of Financial Analysis*, 46, 131–139. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.04.014>
- Chapelle, A., Crama, Y., Hübner, G., & Peters, J. P. (2008). Practical methods for measuring and managing operational risk in the financial sector: A clinical study. *Journal of Banking and Finance*, 32(6), 1049–1061. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.09.017>
- Chaudhury, M. (2010). A review of the key issues in operational risk capital modeling. *The Journal of Operational Risk*, 5(3), 37–66. <https://doi.org/10.21314/jop.2010.078>
- Chavez-Demoulin, V., Embrechts, P., & Nešlehová, J. (2006). Quantitative models for operational risk: Extremes, dependence and aggregation. *Journal of Banking and Finance*, 30(10), 2635–2658. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.11.008>
- Chavez-Demoulin, Valérie, & Embrechts, P. (2010). Revisiting the edge, Ten years on. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 39(8–9), 1674–1688. <https://doi.org/10.1080/03610920902822670>
- Chavez-Demoulin, Valérie, Embrechts, P., & Hofert, M. (2016). An Extreme Value Approach for Modeling Operational Risk Losses Depending on Covariates. *Journal of Risk and Insurance*, 83(3), 735–776. <https://doi.org/10.1111/jori.12059>
- Chen, F., & Liu, Y. (2016). Research on the risk factors of mobile business: Based on the sorting Delphi method. *International Journal of Engineering Research in Africa*, 21, 215–230. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/JERA.21.215>
- Cheng, C. P., Phung, M. T., Hsiao, C. L., Shen, D. B., & Chen, B. S. (2018). Impact of operational risk toward the efficiency of banking-evidence from Taiwan's banking industry. *Asian Economic and Financial Review*, 8(6), 815–831. <https://doi.org/10.18488/journal.aefr.2018.86.815.831>
- Chernobai, A., & Yildirim, Y. (2008). The dynamics of operational loss clustering. *Journal of Banking and Finance*, 32(12), 2655–2666. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.06.001>
- Ciborra, C. (2006). Imbrication of representations: Risk and digital technologies. *Journal of Management Studies*, 43(6), 1339–1356. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2006.00647.x>
- Cirillo, P., & Taleb, N. N. (2016). Expected shortfall estimation for apparently infinite-mean models of operational risk. *Quantitative Finance*, 16(10), 1485–1494. <https://doi.org/10.1080/14697688.2016.1162908>

- Cope, E., Mignola, G., Antonini, G., & Ugoccioni, R. (2009). Challenges in measuring operational risk from loss data. *IBM Technical Report*, 4(4), 3–28. <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Challenges+and+pitfalls+in+measuring+operational+risk+from+loss+data#0>
- Cope, E. W., Piche, M. T., & Walter, J. S. (2012). Macroenvironmental determinants of operational loss severity. *Journal of Banking and Finance*, 36(5), 1362–1380. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.11.022>
- Cornalba, C., & Giudici, P. (2004). Statistical models for operational risk management. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 338(1-2 SPEC. ISS.), 166–172. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.02.039>
- Cornford, A. (2004). Basel II: Vintage 2003. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 12(1), 22–35. <https://doi.org/10.1108/13581980410810650>
- Correa, R., & Raju, S. (2010). Capital charges for operational risk in the Indian banking sector: alternative measures. *The Journal of Operational Risk*, 5(1), 65–82. <https://doi.org/10.21314/jop.2010.072>
- Cowell, R. G., Verrall, R. J., & Yoon, Y. K. (2007). MODELING OPERATIONAL RISK WITH BAYESIAN NETWORKS. In *The Journal of Risk and Insurance* (Vol. 74, Issue 4).
- Cruz, M. G. (2002). Modeling, measuring and hedging operational risk. John Wiley & Sons. New York.
- Cummins, J. D., Lewis, C. M., & Wei, R. (2006). The market value impact of operational loss events for US banks and insurers. *Journal of Banking and Finance*, 30(10), 2605–2634. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.09.015>
- Curran-Everett, D. (2018). Explorations in statistics: the log transformation. *Advances in physiology education*, 42(2), 343–347.
- Dahen, H., & Dionne, G. (2010). Scaling models for the severity and frequency of external operational loss data. *Journal of Banking and Finance*, 34(7), 1484–1496. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.08.017>
- Dalla Valle, L., & Giudici, P. (2008). A Bayesian approach to estimate the marginal loss distributions in operational risk management. *Computational Statistics and Data Analysis*, 52(6), 3107–3127. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2007.09.025>
- Das, R. (2016). Are the payments system and e-banking in India safer than in other SAARC members? *International Journal of Information Security and Privacy*, 10(2), 11–25. <https://doi.org/10.4018/IJISP.2016040102>
- De Mendonça, H. F., Galvão, D. J. C., & Loures, R. F. V. (2011). Estimation of economic capital for operational risk in banking industry: A Brazilian case. *Applied Economics Letters*, 18(5), 485–491. <https://doi.org/10.1080/13504851003724234>
- Degen, M., Embrechts, P., & Lambrigger, D. D. (2007). The Quantitative Modeling of Operational Risk: Between G-and-H and EVT. *ASTIN Bulletin*, 37(02), 265–291. <https://doi.org/10.2143/ast.37.2.2024067>

- Demirgüç-Kunt, A., Pedraza, A., & Ruiz-Ortega, C. (2021). Banking sector performance during the covid-19 crisis. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106305.
- Diallo, O., Fitrijanti, T., & Tanzil, N. D. (2015). Analysis of the influence of liquidity, credit and operational risk, in Indonesian islamic bank's financing for the period 2007-2013. *Gadjah Mada International Journal of Business*, 17(3), 279–294. <https://doi.org/10.22146/gamaijb.8507>
- Dionne, G., & Hassani, S. S. (2017). Hidden Markov regimes in operational loss data: Application to the recent financial crisis. *Journal of Operational Risk*, 12(1), 23–51. <https://doi.org/10.21314/JOP.2017.188>
- Doff, R. (2015). Why operational risk modelling creates inverse incentives. *Journal of Financial Regulation*, 1(2), 284–289. <https://doi.org/10.1093/jfr/fjv005>
- Douglas, J., & Opdyke, J. D.). (2017). Straightforward Extreme Quantiles of Compound Loss Distributions † forthcoming. In *Journal of Operational Risk*.
- Dutta, K. K., & Babbel, D. F. (2014). Scenario Analysis in the Measurement of Operational Risk Capital: A Change of Measure Approach. *Journal of Risk and Insurance*, 81(2), 303–334. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2012.01506.x>
- Dutta, K., & Perry, J. (2006). A Tale of Tails: An Empirical Analysis of Loss Distribution Models for Estimating Operational. *Risk Capital, Working Paper, Federal Reserve Bank of Boston*.
- Eckert, C., & Gatzert, N. (2019). The impact of spillover effects from operational risk events: a model from a portfolio perspective. *Journal of Risk Finance*, 20(2), 176–200. <https://doi.org/10.1108/JRF-09-2018-0143>
- Elamer, A. A., Ntim, C. G., Abdou, H. A., & Pyke, C. (2019). Sharia supervisory boards, governance structures and operational risk disclosures: Evidence from Islamic banks in MENA countries. *Global Finance Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2019.100488>
- Elbadry, A. (2018). Bank's financial stability and risk management. *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 9(2), 119–137. <https://doi.org/10.1108/JIABR-03-2016-0038>
- El-Gamal, M., Inanoglu, H., & Stengel, M. (2007). Multivariate estimation for operational risk with judicious use of extreme value theory. *The Journal of Operational Risk*, 2(1), 21–54. <https://doi.org/10.21314/jop.2007.025>
- Elghaffar, E. S. A., Abotalib, A. M., & Khalil, M. A. A. M. (2019). Determining factors that affect risk disclosure level in Egyptian banks. *Banks and Bank Systems*, 14(1), 159–171. [https://doi.org/10.21511/bbs.14\(1\).2019.14](https://doi.org/10.21511/bbs.14(1).2019.14)
- Eling, M., & Jung, K. (2018). Copula approaches for modeling cross-sectional dependence of data breach losses. *Insurance: Mathematics and Economics*, 82, 167–180. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2018.07.003>
- Ellili, N., & Nobanee, H. (2017). Corporate Risk Disclosure of Islamic and Conventional Banks. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2971480>
- Embrechts, P., Nešlehová, J., & Wüthrich, M. V. (2009). Additivity properties for Value-

- at-Risk under Archimedean dependence and heavy-tailedness. *Insurance: Mathematics and Economics*, 44(2), 164–169. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2008.08.001>
- Embrechts, P., & Puccetti, G. (2008). Aggregating operational risk across matrix structured loss data. *The Journal of Operational Risk*, 3(2), 29–44. <https://doi.org/10.21314/jop.2008.044>
- Embrechts, P., Puccetti, G., & Rüschendorf, L. (2013). Model uncertainty and VaR aggregation. *Journal of Banking and Finance*, 37(8), 2750–2764. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.03.014>
- Fantazzini, D., Dalla Valle, L., & Giudici, P. (2008). Copulae and operational risks. *International Journal of Risk assessment and management*, 9(3), 238-257.
- Feng, J., Li, J., Gao, L., & Hua, Z. (2012). A combination model for operational risk estimation in a Chinese banking industry case. *Journal of Operational Risk*, 7(2), 17–39. <https://doi.org/10.21314/JOP.2012.106>
- Feria-Domínguez, J. M., Jiménez-Rodríguez, E., & Sholarin, O. (2015). Tackling the over-dispersion of operational risk: Implications on capital adequacy requirements. *North American Journal of Economics and Finance*, 31, 206–221. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2014.11.004>
- Ferreira, S. J., Redda, E., & Dunga, S. H. (2019). A structural equation model of reputational risk in South Africa. *Cogent Economics and Finance*, 7(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1625739>
- Feuerverger, A. (2016). On Goodness of Fit for Operational Risk. *International Statistical Review*, 84(3), 434–455. <https://doi.org/10.1111/insr.12112>
- Figini, S., Gao, L., & Giudici, P. (2015). Bayesian operational risk models. *Journal of Operational Risk*, 10(2), 45–60. <https://doi.org/10.21314/JOP.2015.155>
- Figini, S., Giudici, P., & Uberti, P. (2010). A threshold based approach to merge data in financial risk management. *Journal of Applied Statistics*, 37(11), 1815–1824. <https://doi.org/10.1080/02664760903164921>
- Figini, S., Giudici, P., Uberti, P., & Sanyal, A. (2007). A statistical method to optimize the combination of internal and external data in operational risk measurement. *The Journal of Operational Risk*, 2(4), 69–78. <https://doi.org/10.21314/jop.2007.036>
- Fiordelisi, F., Soana, M. G., & Schwizer, P. (2014). Reputational losses and operational risk in banking. *European Journal of Finance*, 20(2), 105–124. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2012.684218>
- Flores, F., Bónson-Ponte, E., & Escobar-Rodríguez, T. (2006). Operational risk information system: A challenge for the banking sector. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 14(4), 383–401. <https://doi.org/10.1108/13581980610711153>
- Fontnouvelle, P. de, DeJesus-Rueff, V., Jordan, J. S. (John S., & Rosengren, E. S. (2006). Capital and Risk: New Evidence on Implications of Large Operational Losses. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 38(7), 1819–1846. <https://doi.org/10.1353/mcb.2006.0088>

- Fouche, C. H., Mukuddem-Petersen, J., & Petersen, M. A. (2006). Continuous-time stochastic modelling of capital adequacy ratios for banks. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 22(1), 41–71. <https://doi.org/10.1002/asmb.609>
- Fraginière, E., Gondzio, J., & Yang, X. (2010). Operations risk management by optimally planning the qualified workforce capacity. *European Journal of Operational Research*, 202(2), 518–527. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.05.026>
- Gadowska-dos Santos, D. (2017). Sieć Bayesa jako narzędzie wspomagające zarządzanie ryzykiem operacyjnym w banku. *Problemy Zarządzania*, 15(1 (66)), 125–144. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.66.8>
- Gadzo, S. G., Kpportorgbi, H. K., & Gatsi, J. G. (2019). Credit risk and operational risk on financial performance of universal banks in Ghana: A partial least squared structural equation model (PLS SEM) approach. *Cogent Economics and Finance*, 7(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1589406>
- Gatzert, N., Schmit, J. T., & Kolb, A. (2016). Assessing the Risks of Insuring Reputation Risk. *Journal of Risk and Insurance*, 83(3), 641–679. <https://doi.org/10.1111/jori.12065>
- Giacometti, R., Rachev, S., Chernobai, A., & Bertocchi, M. (2008). Aggregation issues in operational risk. In *Article in Journal of Operational Risk*. <https://www.researchgate.net/publication/228989411>
- Gillet, R., Hübner, G., & Plunus, S. (2010). Operational risk and reputation in the financial industry. *Journal of Banking and Finance*, 34(1), 224–235. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.07.020>
- Ginena, K. (2014). Sharī‘ah risk and corporate governance of Islamic banks. *Corporate Governance (Bingley)*, 14(1), 86–103. <https://doi.org/10.1108/CG-03-2013-0038>
- Giudici, P., & Bilotta, A. (2004). Modelling operational losses: A Bayesian approach. *Quality and Reliability Engineering International*, 20(5), 407–417. <https://doi.org/10.1002/qre.655>
- Gomes-Gonçalves, E., Gzyl, H., & Mayoral, S. (2019). Sample Dependence of Risk Premiums. *Journal of Operational Risk*, 14(2), 21–37. <https://doi.org/10.21314/JOP.2019.222>
- Groll, A., Hambuckers, J., Kneib, T., & Umlauf, N. (2019). LASSO-type penalization in the framework of generalized additive models for location, scale and shape. *Computational Statistics and Data Analysis*, 140, 59–74. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2019.06.005>
- Guegan, D., & Hassani, B. (2009). A modified Panjer algorithm for operational risk capital calculations A modified Panjer algorithm for operational risk capital cal-culations. In *Journal of Operational Risk* (Vol. 4, Issue 4). <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00443846>
- Guégan, D., Hassani, B. K., & Naud, C. (2012). An efficient threshold choice for the computation of operational risk capital. *Journal of Operational Risk*, 6(4), 3–19. <https://doi.org/10.21314/JOP.2012.100>

Gupta, V.K. (2009) Strategic Framework for Managing Forces of Continuity and Change in Risk Management of Banks in India. *Global J. Flexible Syst. Manage.* **10**, 35–46. <https://doi.org/10.1007/BF03396560>

Hambuckers, J., Groll, A., & Kneib, T. (2018). Understanding the economic determinants of the severity of operational losses: A regularized generalized Pareto regression approach. *Journal of Applied Econometrics*, **33**(6), 898–935. <https://doi.org/10.1002/jae.2638>

Han, I., Liang, H. Y., & Chan, K. C. (2016). Locational concentration and institutional diversification: Evidence from foreign direct investments in the banking industry. *North American Journal of Economics and Finance*, **38**, 185–199. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2016.10.013>

Hanim Tafri, F., Abdul Rahman, R., & Omar, N. (2011). Empirical evidence on the risk management tools practised in Islamic and conventional banks. *Qualitative Research in Financial Markets*, **3**(2), 86–104. <https://doi.org/10.1108/17554171111155339>

Hassani, B. K., & Renaudin, A. (2018). The cascade bayesian approach: Prior transformation for a controlled integration of internal data, external data and scenarios. *Risks*, **6**(2). <https://doi.org/10.3390/risks6020047>

Hemrit, W. (2018). Risk reporting appraisal in post-revolutionary Tunisia. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, **16**(4), 522–542. <https://doi.org/10.1108/JFRA-05-2016-0040>

Herring, R. J. (2002). The basel 2 approach to bank operational risk: Regulation on the wrong track. *Journal of Risk Finance*, **4**(1), 42–45. <https://doi.org/10.1108/eb022953>

Hoffman, D. G. (2002). Managing operational risk: 20 firmwide best practice strategies (Vol. 109). John Wiley & Sons. New York.

Horbenko, N., Ruckdeschel, P., & Bae, T. (2011). Robust estimation of operational risk. *Journal of Operational Risk*, **6**(2), 3–30. <https://doi.org/10.21314/JOP.2011.090>

Htay, S., & Salman, S. (2015). Operational and Liquidity risk Information disclosure practices by Malaysian Listed Banks. *International Business Management*, **9**(1), 60-64. <https://medwelljournals.com/abstract/?doi=ibm.2015.60.64>.

Huang, D. T., Chang, B., & Liu, Z. C. (2012). Bank failure prediction models: For the developing and developed countries. *Quality and Quantity*, **46**(2), 553–558. <https://doi.org/10.1007/s11135-010-9386-9>

Ibrahimovic, S., & Franke, U. (2017). A probabilistic approach to IT risk management in the Basel regulatory framework: A case study. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, **25**(2), 176–195. <https://doi.org/10.1108/JFRC-06-2016-0050>

Izhar, H. (2015). Applying the Cornish-fisher expansion to value-at-risk estimation in Islamic banking. *Journal of Risk*, **17**(6), 51–72. <https://doi.org/10.21314/JOR.2015.306>

Jabbour, C. J. C. (2013). Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. *Resources, Conservation and Recycling*, Elsevier BV, v. 74, p. 144

- Jarrow, R. A. (2008). Operational risk. *Journal of Banking and Finance*, 32(5), 870–879. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.06.006>
- Jarrow, R. A., Oxman, J., & Yildirim, Y. (2010). The cost of operational risk loss insurance. *Review of Derivatives Research*, 13(3), 273–295. <https://doi.org/10.1007/s11147-010-9054-1>
- Jiang, X. (2018). Operational risk and its impact on North American and British banks. *Applied Economics*, 50(8), 920–933. <https://doi.org/10.1080/00036846.2017.1346363>
- Jiménez-Rodríguez, E. J., Feria-Domínguez, J. M., & Martín-Marín, J. L. (2011). The regulatory loss cut-off level: Does it undervalue the operational capital at risk? *Spanish Review of Financial Economics*, 9(2), 49–54. <https://doi.org/10.1016/j.srfe.2011.09.003>
- Jobst, A. A. (2007). It's all in the data-consistent operational risk measurement and regulation. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 15(4), 423–449. <https://doi.org/10.1108/13581980710835272>
- Junior, M. L., & Godinho Filho, M. (2010). Variations of the kanban system: Literature review and classification. *International Journal of Production Economics*, 125(1), 13–21.
- Kabir Hassan, M., Unsal, O., & Emre Tamer, H. (2016). Risk management and capital adequacy in Turkish participation and conventional banks: A comparative stress testing analysis. *Borsa Istanbul Review*, 16(2), 72–81. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2016.04.001>
- Kaiser, T. (2020). Fighting Covid-19 in countries and operational risk in banks: similarities in risk management processes. *Journal of Operational Risk*, 16(4).
- Karwanski, M., & Grzybowska, U. (2018). Modeling correlations in operational risk. *Acta Physica Polonica A*, 133(6), 1402–1407. <https://doi.org/10.12693/APhysPolA.133.1402>
- Kaspereit, T., Lopatta, K., Pakhchanyan, S., & Prokop, J. (2017). Systemic operational risk: Spillover effects of large operational losses in the European banking industry. *Journal of Risk Finance*, 18(3), 252–267. <https://doi.org/10.1108/JRF-11-2016-0141>
- Kaushik, M., & Guleria, N. (2020). The impact of pandemic COVID-19 in workplace. *European Journal of Business and Management*, 12(15), 1–10.
- Kavassalis, P., Stieber, H., Breymann, W., Saxton, K., & Gross, F. J. (2018). An innovative RegTech approach to financial risk monitoring and supervisory reporting. *Journal of Risk Finance*, 19(1), 39–55. <https://doi.org/10.1108/JRF-07-2017-0111>
- Kelliher, P. O. J., Acharyya, M., Couper, A., Grant, K., Maguire, E., Nicholas, P., Smerald, C., Stevenson, D., Thirlwell, J., & Cantle, N. (2017). Good practice guide to setting inputs for operational risk models. *British Actuarial Journal*, 22(1), 68–108. <https://doi.org/10.1017/s1357321716000179>
- Klugman, S. A., Panjer, H. H., & Willmot, G. E. (2012). Loss models: from data to decisions (Vol. 715). *John Wiley & Sons*.
- Kühn, R., & Neu, P. (2003). Functional correlation approach to operational risk in banking organizations. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 322, 650–666. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01822-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01822-8)

- Leaver, M., & Reader, T. W. (2016). Non-technical skills for managing risk and performance in financial trading. *Journal of Risk Research*, 19(6), 687–721. <https://doi.org/10.1080/13669877.2014.1003319>
- Leo, M., Sharma, S., & Maddulety, K. (2019). Machine learning in banking risk management: A literature review. *Risks*, 7(1). <https://doi.org/10.3390/risks7010029>
- Li, J., Feng, J., & Chen, J. (2009). A piecewise-defined severity distribution-based loss distribution approach to estimate operational risk: Evidence from Chinese national commercial banks. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 8(4), 727–747. <https://doi.org/10.1142/S0219622009003727>
- Li, J., Feng, J., Sun, X., & Li, M. (2012). Risk integration mechanisms and approaches in banking industry. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 11(6), 1183–1213. <https://doi.org/10.1142/S0219622012500320>
- Li, J., Wei, L., Lee, C. F., Zhu, X., & Wu, D. (2018). Financial statements based bank risk aggregation. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 50(3), 673–694. <https://doi.org/10.1007/s11156-017-0642-0>
- Li, J., Zhu, X., Chen, J., Gao, L., Feng, J., Wu, D., & Sun, X. (2014). Operational risk aggregation across business lines based on frequency dependence and loss dependence. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/404208>
- Li, J., Zhu, X., Lee, C. F., Wu, D., Feng, J., & Shi, Y. (2013). On the aggregation of credit, market and operational risks. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 44(1), 161–189. <https://doi.org/10.1007/s11156-013-0426-0>
- Li, J., Zhu, X., Xie, Y., Chen, J., Gao, L., Feng, J., & Shi, W. (2014). The mutual-information-based variance-covariance approach: An application to operational risk aggregation in Chinese banking. *Journal of Operational Risk*, 9(3), 3–19. <https://doi.org/10.21314/JOP.2014.140>
- Li, Y., Allan, N., & Evans, J. (2017a). A nonlinear analysis of operational risk events in Australian banks. *Journal of Operational Risk*, 12(1), 1–22. <https://doi.org/10.21314/JOP.2017.185>
- Li, Y., Allan, N., & Evans, J. (2017b). An analysis of operational risk events in US and European Banks 2008–2014. *Annals of Actuarial Science*, 11(2), 315–342. <https://doi.org/10.1017/s1748499517000021>
- Li, Y., Shi, L., Allan, N., & Evans, J. (2019). An analysis of power law distributions and tipping points during the global financial crisis. *Annals of Actuarial Science*, 13(1), 80–91. <https://doi.org/10.1017/S1748499518000088>
- Li, Z., Yang, S., & Li, Z. (2016). Overview of risk management system of commercial bank data center. *International Journal of Security and Its Applications*, 10(3), 245–258. <https://doi.org/10.14257/ijasia.2016.10.3.23>
- Lien, D., Stroud, C., & Ye, K. (2016). Comparing VaR Approximation Methods that Use the First Four Moments as Inputs. *Communications in Statistics: Simulation and Computation*, 45(2), 491–503. <https://doi.org/10.1080/03610918.2013.863921>
- Lin, T. T., Lee, C. C., & Kuan, Y. C. (2013). The optimal operational risk capital

- requirement by applying the advanced measurement approach. *Central European Journal of Operations Research*, 21(1), 85–101. <https://doi.org/10.1007/s10100-011-0206-7>
- Liu, S., & Mi, H. (2016). Fuzzy inference for loss severity of operational risk quantification. *International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology*, 17(1), 14.1-14.5. <https://doi.org/10.5013/IJSSST.a.17.01.14>
- Lu, Z. (2011). Modeling the yearly Value-at-Risk for operational risk in Chinese commercial banks. *Mathematics and Computers in Simulation*, 82(4), 604–616. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2011.06.008>
- Lu, Z. (2013). Measuring the capital charge for operational risk of a bank with the large deviation approach. *Mathematical and Computer Modelling*, 58(9–10), 1634–1647. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2013.07.001>
- Lu, Z. (2014). Asymptotic results for over-dispersed operational risk by using the asymptotic expansion method. *Journal of Systems Science and Complexity*, 27(3), 524–536. <https://doi.org/10.1007/s11424-014-1262-6>
- Luburic, R. (2016). Knowledge and learning in terms of operational risk management in the financial and banking systems. *International Journal for Quality Research*, 10(3), 559–568. <https://doi.org/10.18421/IJQR10.03-08>
- Luburić, R. (2017). Strengthening the Three Lines of Defence in Terms of More Efficient Operational Risk Management in Central Banks. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 6(1), 29–53. <https://doi.org/10.1515/jcbtp-2017-0003>
- Mahama, H., & Ming, C. Y. (2009). Currency options trading practices and the construction and governance of operational risk: A case study. *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, 22(4), 626–660. <https://doi.org/10.1108/09513570910955461>
- Manning, S., & Gurney, A. (2005). Operational risk within an insurance market. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 13(4), 293–300. <https://doi.org/10.1108/13581980510635528>
- Martínez-Sánchez, J. F., Martínez-Palacios, M. T. V., & Venegas-Martínez, F. (2016). An analysis on operational risk in international banking: A Bayesian approach (2007-2011). In *Estudios Gerenciales* (Vol. 32, Issue 140, pp. 208–220). Universidad Icesi. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.06.004>
- Masood, O., & Fry, J. (2012). Risk management and Basel-Accord-implementation in Pakistan. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 20(3), 293–306. <https://doi.org/10.1108/13581981211237981>
- McNulty, J. E., & Akhigbe, A. (2017). What do a bank's legal expenses reveal about its internal controls and operational risk? *Journal of Financial Stability*, 30, 181–191. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.10.001>
- Medina, F. A. S., & Kimura, H. (2022). Impacts of the COVID-19 pandemic on operational losses. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 71.

- Melo, H. P. A. de, & Leitão, C. R. S. (2018). Disclosure do Risco Operacional nas Instituições Bancárias Listadas na BM&FBOVESPA. *Revista Ambiente Contábil - Universidade Federal do Rio Grande do Norte - ISSN 2176-9036*, 10(1), 223-238. <https://doi.org/10.21680/2176-9036.2018v10n1ID10061>
- Merrouche, O., & Schanz, J. (2010). Banks' intraday liquidity management during operational outages: Theory and evidence from the UK payment system. *Journal of Banking and Finance*, 34(2), 314–323. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.07.024>
- Mignola, G., Ugoccioni, R., & Cope, E. (2016). Comments on the basel committee on banking supervision proposal for a new standardized approach for operational risk. *Journal of Operational Risk*, 11(3), 51–69. <https://doi.org/10.21314/JOP.2016.184>
- Migueis, M. (2018a). Is operational risk regulation forward looking and sensitive to current risks? *Journal of Operational Risk*, 13(4), 1–16. <https://doi.org/10.21314/JOP.2018.216>
- Migueis, M. (2018b). Forward-looking and incentive-compatible operational risk capital framework. *Journal of Operational Risk*, 13(3), 1–15. <https://doi.org/10.21314/JOP.2018.219>
- Migueis, M. (2019). Evaluating the AMA and the new standardized approach for operational risk capital. *Journal of Banking Regulation*, 20(4), 302–311. <https://doi.org/10.1057/s41261-019-00095-z>
- Mitic, P. (2021). A Framework for Analysis and Prediction of Operational Risk Stress. *Mathematical and Computational Applications*, 26(1), 19.
- Mitic, P. (2022). Correlations in Operational Risk Stress Testing: Use and Abuse. *Journal of Operational Risk*, 17(2).
- Momen, O., Kimiagari, A., & Noorbakhsh, E. (2012). Modeling the operational risk in Iranian commercial banks: case study of a private bank. *Journal of Industrial Engineering International*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/2251-712X-8-15>
- Moosa, I., & Li, L. (2013). An operational risk profile: The experience of British firms. *Applied Economics*, 45(17), 2491–2500. <https://doi.org/10.1080/00036846.2012.667556>
- Moosa, I., & Silvapulle, P. (2012). An empirical analysis of the operational losses of Australian banks. *Accounting and Finance*, 52(1), 165–185. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629X.2010.00383.x>
- Moscadelli, M. (2004). The modelling of operational risk: Experience with the analysis of the data collected by the Basel committee. Technical Report, Bank of Italy.
- Neifar, S., & Jarboui, A. (2018). Corporate governance and operational risk voluntary disclosure: Evidence from Islamic banks. In *Research in International Business and Finance* (Vol. 46, pp. 43–54). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.09.006>
- Opdyke, J. D. (2014). Estimating operational risk capital with greater accuracy, precision and robustness. *Journal of Operational Risk*, 9(4), 3–79. <https://doi.org/10.21314/JOP.2014.137>
- Panjer, H. H. (2006). Operational risk: modeling analytics (Vol. 620). John Wiley & Sons.

- Peña, A., Bonet, I., Lochmuller, C., Chiclana, F., & Góngora, M. (2018a). Flexible inverse adaptive fuzzy inference model to identify the evolution of operational value at risk for improving operational risk management. *Applied Soft Computing Journal*, *65*, 614–631. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.01.024>
- Peña, A., Bonet, I., Lochmuller, C., Chiclana, F., & Góngora, M. (2018b). An integrated inverse adaptive neural fuzzy system with Monte-Carlo sampling method for operational risk management. *Expert Systems with Applications*, *98*, 11–26. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.01.001>
- Peters, G. W., Byrnes, A. D., & Shevchenko, P. V. (2011). Impact of insurance for operational risk: Is it worthwhile to insure or be insured for severe losses? *Insurance: Mathematics and Economics*, *48*(2), 287–303. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2010.12.001>
- Peters, G. W., Chapelle, A., & Panayi, E. (2016). Opening discussion on banking sector risk exposures and vulnerabilities from Virtual currencies: An Operational Risk perspective. In *Journal of Banking Regulation* (Vol. 17, Issue 4, pp. 239–272). Palgrave Macmillan Ltd. <https://doi.org/10.1057/jbr.2015.10>
- Peters, G. W., Shevchenko, P. V., Hassani, B., & Chapelle, A. (2016). Should the advanced measurement approach be replaced with the standardized measurement approach for operational risk? *Journal of Operational Risk*, *11*(3), 1–49. <https://doi.org/10.21314/JOP.2016.177>
- Plunus, S., Hübner, G., & Peters, J. P. (2012). Measuring operational risk in financial institutions. *Applied Financial Economics*, *22*(18), 1553–1569. <https://doi.org/10.1080/09603107.2012.667546>
- Politou, D., & Giudici, P. (2009). Modelling operational risk losses with graphical models and copula functions. *Methodology and Computing in Applied Probability*, *11*(1), 65–93. <https://doi.org/10.1007/s11009-008-9083-5>
- Power, M. (2005). The invention of operational risk. *Review of International Political Economy*, *12*(4), 577–599. <https://doi.org/10.1080/09692290500240271>
- Pranggono, B., & Arabo, A. (2021). COVID-19 pandemic cybersecurity issues. *Internet Technology Letters*, *4*(2), e247.
- Pritchard, J. (2004). Implementing basel II in the Norwich and peterborough building society. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, *12*(3), 240–247. <https://doi.org/10.1108/13581980410810812>
- Prorokowski, L. (2015). Operational risk capital charges (Basel II): factoring in external loss data to the internal datasets, *The Journal of Risk Finance*, Vol. 16 Iss 5 pp. 519 – 535. <http://dx.doi.org/10.1108/JRF-05-2015-0049>
- Prymostka, L. O., & Prymostka, O. O. (2019). Risk-Oriented Management in the Bank. *Financial and credit activity: problems of theory and practice*, *2*(29), 66-72. <https://10.18371/fcaptp.v2i29.172224>
- Raffinetti, E., & Giudici, P. (2012). Multivariate ranks-based concordance indexes. In *Advanced Statistical Methods for the Analysis of Large Data-Sets* (pp. 465-473).

Springer Berlin Heidelberg.

Rahim, N. F. A., Haron, H., & Zainal, S. R. M. (2015). Perceived operational risk management and customer complaints in Malaysian conventional banking industry. *Advanced Science Letters*, 21(4), 745–750. <https://doi.org/10.1166/asl.2015.5936>

Rippel, M., Suchánková, L., & Teplý, P. (2012). POJIŠTĚNÍ JAKO NÁSTROJ ŘÍZENÍ OPERAČNÍHO RIZIKA-PŘÍPADOVÁ STUDIE. In *POLITICKÁ EKONOMIE* (Vol. 4, Issue 523).

Rippel, M., & Teplý, P. (2011). Operational risk - scenario analysis. *Prague Economic Papers*, 1, 23–39. <https://doi.org/10.18267/j.pep.385>

Rosenberg, J. V., & Schuermann, T. (2006). A general approach to integrated risk management with skewed, fat-tailed risks. *Journal of Financial Economics*, 79(3), 569–614. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.03.001>

Rosman, R., & Abdul Rahman, A. R. (2015). The practice of IFSB guiding principles of risk management by Islamic banks: International evidence. *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 6(2), 150–172. <https://doi.org/10.1108/JIABR-09-2012-0058>

Roy, N. C., & Vishwanathan, T. (2018). Workforce challenges in Indian banking scenario - Journey from identification till mitigation. *Current Science*, 115(4), 739–747. <https://doi.org/10.18520/cs/v115/i4/739-747>

Safiullah, M., & Shamsuddin, A. (2018). Risk in Islamic banking and corporate governance. *Pacific Basin Finance Journal*, 47, 129–149. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2017.12.008>

Samanta, P., & Dugal, M. (2016). Basel disclosure by private and public sector banks in India: assessment and implications. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 24(4), 453–472. <https://doi.org/10.1108/JFRC-12-2015-0065>

Sands, P., Liao, G., & Ma, Y. (2018). Rethinking operational risk capital requirements. *Journal of Financial Regulation*, 4(2), 1–34. <https://doi.org/10.1093/jfr/fjx009>

Sanford, A. D., & Moosa, I. A. (2012). A Bayesian network structure for operational risk modelling in structured finance operations. *Journal of the Operational Research Society*, 63(4), 431–444. <https://doi.org/10.1057/jors.2011.7>

Sanford, A., & Moosa, I. (2015). Operational risk modelling and organizational learning in structured finance operations: A Bayesian network approach. *Journal of the Operational Research Society*, 66(1), 86–115. <https://doi.org/10.1057/jors.2013.49>

Scandizzo, S. (2005). Risk mapping and Key Risk Indicators in Operational Risk management. *Economic Notes*, 34(2), 231–256. <https://doi.org/10.1111/j.0391-5026.2005.00150.x>

Schenk, C. (2017). Rogue Trading at Lloyds Bank International, 1974: Operational Risk in Volatile Markets. In *Business History Review* (Vol. 91, Issue 1, pp. 105–128). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/S0007680517000381>

Seuring, S (2013). A review of modeling approaches for sustainable supply chain management. *Decision Support Systems*, Elsevier BV, v. 54, n. 4, p. 1513

- Sharifi, S., Haldar, A., & Rao, S. V. D. N. (2016). Relationship between operational risk management, size, and ownership of Indian banks. *Managerial Finance*, 42(10), 930–942. <https://doi.org/10.1108/MF-05-2015-0145>
- Sheen, A. (2005). Implementing the EU capital requirement directive - key operational risk elements. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 13(4), 313–323. <https://doi.org/10.1108/13581980510635546>
- Shetty, A. S., Nagendra, B. V., Jeevananda, S., & Divakar, G. M. (2019). Imperative of revisiting the operational risk control architecture in public sector banks cyjdf (PSBs) in India: A qualitative analysis. *Banks and Bank Systems*, 14(1), 137–146. [https://doi.org/10.21511/bbs.14\(1\).2019.12](https://doi.org/10.21511/bbs.14(1).2019.12)
- Shevchenko, P. (2008). Estimation of operational risk capital charge under parameter uncertainty. *The Journal of Operational Risk*, 3(1), 51–63. <https://doi.org/10.21314/jop.2008.039>
- Shevchenko, P. V. (2010). Implementing loss distribution approach for operational risk. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 26(3), 277–307. <https://doi.org/10.1002/asmb.812>
- Shevchenko, P. V. (2011), *Modelling Operational Risk Using Bayesian Inference*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Silva, W. G. D. (2018). Essays on financial systemic risk. Phd Thesis. Disponivel em <https://repositorio.unb.br/handle/10482/32512>
- Silva, W., Kimura, H., & Sobreiro, V. A. (2017). An analysis of the literature on systemic financial risk: A survey. *Journal of Financial Stability*, 28, 91-114.
- Sloboda, L., Dunas, N., & Limański, A. (2018). Contemporary challenges and risks of retail banking development in Ukraine. *Banks and Bank Systems*, 13(1), 88–97. [https://doi.org/10.21511/bbs.13\(1\).2018.09](https://doi.org/10.21511/bbs.13(1).2018.09)
- St-Hilaire, W. A., & Boisselier, P. (2018). Evaluating profitability strategies and the determinants of the risk performance of sectoral and banking institutions. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, 34(3), 174–186. <https://doi.org/10.1108/jeas-08-2017-0078>
- St-Hilaire, W. A. (2018). The strategic configurations as a contingency factor in the success of operational risk measures. *Strategic Change*, 27(5), 495-503.
- Sturm, P. (2013). Operational and reputational risk in the European banking industry: The market reaction to operational risk events. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 85(1), 191–206. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2012.04.005>
- Sun, L., & Chang, T. P. (2011). A comprehensive analysis of the effects of risk measures on bank efficiency: Evidence from emerging Asian countries. *Journal of Banking and Finance*, 35(7), 1727–1735. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.11.017>
- Suseno, P., & Bamahriz, O. (2017). Examining the impact of bank's risks to Islamic banks' profitability. *Economic Journal of Emerging Markets*, 9(2), 125–137. <https://doi.org/10.20885/ejem.vol9.iss2.art2>

- Terblanché, J. R. (2012). Legal risk and compliance for banks operating in a common law legal system. *the Journal of Operational Risk*, 7(2), 67. <https://doi.org/10.21314/JOP.2012.105>
- Tong, B., Wu, C., & Xu, W. (2012). Risk concentration of aggregated dependent risks: The second-order properties. *Insurance: Mathematics and Economics*, 50(1), 139–149. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2011.11.002>
- Tschemernjak, R. (2004). Assessing the regulatory impact: Credit risk - going beyond Basel II. *Journal of Risk Finance*, 5(3), 10–13. <https://doi.org/10.1108/eb022989>
- Tsintsadze, A., Glonti, V., Oniani, L., & Ghoghoberidze, T. (2019). Empirical Analysis of Financial and Non-Financial Risks of the Commercial Bank. *European Journal of Sustainable Development*, 8(2), 101. <https://doi.org/10.14207/ejsd.2019.v8n2p101>
- Urbina, J., & Guillén, M. (2014). An application of capital allocation principles to operational risk and the cost of fraud. *Expert Systems with Applications*, 41(16), 7023–7031. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.05.017>
- Voit, J. (2003). From Brownian motion to operational risk: Statistical physics and financial markets. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 321(1–2), 286–299. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01783-1](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01783-1)
- Wagner, S. M., Mizgier, K. J., & Papageorgiou, S. (2017). Operational disruptions and business cycles. *International Journal of Production Economics*, 183, 66–78. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.10.002>
- Wahlström, G. (2009). Risk management versus operational action: Basel II in a Swedish context. *Management Accounting Research*, 20(1), 53–68. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2008.10.002>
- Wang, T., & Hsu, C. (2013). Board composition and operational risk events of financial institutions. *Journal of Banking and Finance*, 37(6), 2042–2051. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.01.027>
- Wang, W., Shi, L., & Zhu, X. (2016). Operational Risk Aggregation Based on Business Line Dependence: A Mutual Information Approach. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/6546318>
- Wang, Y., Li, J., & Zhu, X. (2017). A Method of Estimating Operational Risk: Loss Distribution Approach with Piecewise-defined Frequency Dependence. *Procedia Computer Science*, 122, 261–268.
- Wang, Z., Wang, W., Chen, X., Jin, Y., & Zhou, Y. (2012). Using BS-PSD-LDA approach to measure operational risk of Chinese commercial banks. *Economic Modelling*, 29(6), 2095–2103. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.06.031>
- Wang, L., & Wang, X. (2019). A note on generic Clifford algebras of binary cubic forms. *Algebras and Representation Theory*, 1–10. <https://doi.org/10.1007/s10468-019-09917-0>
- Wang, Y., Chang, Y., & Li, J. (2021). How does the pandemic change operational risk? Evidence from textual risk disclosures in financial reports. *Journal of Operational Risk*, 17(3).

Wang, Z., Fu, H., & Zhou, L. (2022). Changes in operational risk and its determinants under Covid-19. *Journal of Operational Risk*, 17(3).

Wei-Shong, L. P., & Kuo-Chung, M. A. (2006). The internal performance measures of bank lending: A value-added approach. *Benchmarking*, 13(3), 272–289. <https://doi.org/10.1108/14635770610668785>

Wei, L., Li, G., Li, J., & Zhu, X. (2019). Bank risk aggregation with forward-looking textual risk disclosures. *North American Journal of Economics and Finance*, 50. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.101016>

Willman, P., Fenton-O’Creedy, M., Nicholson, N., & Soane, E. (2006). Noise trading and the management of operational risk; firms, traders and irrationality in financial markets. *Journal of Management Studies*, 43(6), 1357–1374. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2006.00648.x>

Wu, J. Z., & Hua, Y. H. (2018). Key Risk Factors of Financial Holding Companies in Taiwan: An Integrated Approach of DEMATEL-Based ANP and Risk Management Balanced Scorecard. *NTU Management Review*, 28(2), 205–242. [https://doi.org/10.6226/NTUMR.201808_28\(2\).0007](https://doi.org/10.6226/NTUMR.201808_28(2).0007)

Xiong, J., Lipsitz, O., Nasri, F., Lui, L. M., Gill, H., Phan, L., ... & McIntyre, R. S. (2020). Impact of COVID-19 pandemic on mental health in the general population: A systematic review. *Journal of affective disorders*, 277, 55–64.

Xu, C., Zheng, C., Wang, D., Ji, J., & Wang, N. (2019). Double correlation model for operational risk: Evidence from Chinese commercial banks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 516, 327–339. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.10.031>

Yan, H., & Wood, R. M. (2017). A structural model for estimating losses associated with the mis-selling of retail banking products. *Journal of Operational Risk*, 12(2), 69–87. <https://doi.org/10.21314/JOP.2017.186>

Yang, S. O., Hsu, C., Sarker, S., & Lee, A. S. (2017). Enabling Effective Operational Risk Management in a Financial Institution: An Action Research Study. *Journal of Management Information Systems*, 34(3), 727–753. <https://doi.org/10.1080/07421222.2017.1373006>

Yao, F., Wen, H., & Luan, J. (2013). CVaR measurement and operational risk management in commercial banks according to the peak value method of extreme value theory. *Mathematical and Computer Modelling*, 58(1–2), 15–27. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2012.07.013>

Yashchin, E. (2007). Modeling of risk losses using size-biased data. *IBM Journal of Research and Development*, 51(3–4), 309–323. <https://doi.org/10.1147/rd.513.0309>

Young, J. (2008). ROLES AND RESPONSIBILITIES FOR MANAGING OPERATIONAL RISK IN A BANKING ENVIRONMENT. In *Corporate Ownership & Control* (Vol. 5, Issue 3). <http://www.coso.org>

Young, J. (2010). Towards developing guiding principles for managing operational risk appetite. *Corporate Ownership and Control*, 8(1 B), 176–187. <https://doi.org/10.22495/cocv8i1c1p2>

Yu, D., & Brazauskas, V. (2017). Model Uncertainty in Operational Risk Modeling Due to Data Truncation: A Single Risk Case. *Risks*, 5(3), 49. <https://doi.org/10.3390/risks5030049>

Zaghdoudi, K. (2019). The effects of risks on the stability of Tunisian conventional banks. *Asian Economic and Financial Review*, 9(3), 389–401. <https://doi.org/10.18488/journal.aefr.2019.93.389.401>

Zhang, D., Hu, M., & Ji, Q. (2020). Financial markets under the global pandemic of COVID-19. *Finance research letters*, 36, 101528.

Zhu, X., Li, J., Chen, J., Yanghuo, Y., Gao, L., Feng, J., Wu, D., & Xie, Y. (2014). A nonparametric operational risk modeling approach based on Cornish-Fisher expansion. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/839731>

Zhu, X., Li, J., & Wu, D. (2019). Should the Advanced Measurement Approach for Operational Risk be Discarded? Evidence from the Chinese Banking Industry. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 22(1). <https://doi.org/10.1142/S0219091519500073>

Zhu, X., Wei, L., Wu, D., & Li, J. (2018). A general framework for constructing bank risk data sets. *Journal of Risk*, 21(1), 37–60. <https://doi.org/10.21314/JOR.2018.393>

Županović, I. (2014). Sustainable risk management in the banking sector. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 3(1), 81–100. <https://doi.org/10.2478/jcbtp-2014-0006>

Apêndice A – Classificação dos Artigos

ID	Artigo	Objeto	Aborda outros Riscos	Quais Riscos	Tipo de Estudo	Abordagem	Método	Tipo de Dado	Período de dados	Resultado
1	(Abdul Rahim et al., 2019)	D	B	H	A	C	C	A	F	A
2	(Abdullah et al., 2011)	C	B	H	A	B	E	D	F	G
3	(Abdymomunov & Curti, 2019)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
4	(Abdymomunov & Ergen, 2017)	A	A	G	A	A	A	A	A	A
5	(Abdymomunov & Mihov, 2019)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
6	(Abdymomunov et al., 2019)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
7	(Abou-El-Sood, 2017)	A	A	A, B	A	A	A	A	A	A
8	(Abu Hussain & Al-Ajmi, 2012)	C	A	A, C	A	C	C	A	F	A
9	(Adeleye et al., 2004)	B	B	H	A	C	C	D	F	A
10	(Afonso & Corte Real, 2016)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
11	(Andersen et al., 2012)	B	B	H	B	B	B	D	F	A
12	(Aquaro et al., 2010)	A	B	H	C	A	A	B	F	A
13	(Azar & Mostafae Dolatabad, 2019)	A	B	H	C	A	A	B	F	A
14	(Bajaj, 2016)	A	B	H	A	A	A	A	B	B
15	(Barakat & Hussainey, 2013)	E	B	H	C	A	A	A	C	A
16	(Barakat et al., 2018)	A	A	A, D	A	A	A	A	C	C
17	(Barakat et al., 2014)	E	B	H	A	A	A	A	A	A
18	(Bardoscia & Bellotti, 2011)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
19	(Bardoscia & Bellotti, 2012)	A	B	H	C	A	A	B	F	A
20	(Bauer et al., 2017)	B	B	H	C	B	C	D	F	B
21	(Bayrakdaroğlu & Yalçın, 2013)	B	B	H	A	A	A	D	F	A
22	(Bee et al., 2013)	A	B	H	A	A	A	A	D	A
23	(Benaroch et al., 2012)	B	B	H	C	A	A	A	A	A
24	(Benos et al., 2017)	A	A	A, C	A	A	A	A	B	A

25	(Bonsón et al., 2008)	C	B	H	C	C	A	A	F	A
26	(Bonsón et al., 2011)	C	B	H	A	D	A	D	F	A
27	(Bouaziz & Bourri, 2012)	A	A	A, C	A	A	A	A	B	A
28	(Bryce et al., 2016)	C	B	H	C	C	A	D	F	A
29	(Chapelle et al., 2008)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
30	(Chaudhury, 2010)	A	B	H	B	D	E	D	F	G
31	(Chavez-Demoulin & Embrechts, 2010)	A	A	A, B	C	A	A	A	A	A
32	(Chavez-Demoulin et al., 2016)	A	B	H	A	A	A	C	A	A
33	(Chavez-Demoulin et al., 2006)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
34	(Chen & Liu, 2016)	B	B	H	A	D	C	A	F	B
35	(Cheng et al., 2018)	A	B	H	A	A	A	A	B	C
36	(Chernobai & Yildirim, 2008)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
37	(Ciborra, 2006)	B	B	H	B	D	E	D	F	G
38	(Cirillo & Taleb, 2016)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
39	(Cope et al., 2009)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
40	(Cope et al., 2012)	B	B	H	A	A	A	A	B	A
41	(Cornalba & Giudici, 2004)	A	B	H	B	A	A	D	F	A
42	(Cornford, 2004)	A	A	A, B	B	D	E	D	F	G
43	(Correa & Raju, 2010)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
44	(Cowell et al., 2007)	A	B	H	B	A	A	D	F	A
45	(Cummins et al., 2006)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
46	(Dahen & Dionne, 2010)	A	B	H	A	A	A	A	A	C
47	(Das, 2016)	D	A	A, C	C	D	B	D	F	B
48	(de Mendonça et al., 2011)	A	B	H	A	A	A	A	B	D
49	(Degen et al., 2007)	A	B	H	C	A	A	B	F	A
50	(Diallo et al., 2015)	B	A	A, C	A	C	B	A	B	A
51	(Dionne & Hassani, 2017)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
52	(Doff, 2015)	A	B	H	B	D	E	D	F	G

53	(Dutta & Babbel, 2014)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
54	(Eckert & Gatzert, 2019)	A	A	D	C	A	A	B	A	A
55	(Elamer et al., 2019)	E	B	H	C	C	A	A	B	A
56	(Elbadry, 2018)	A	A	A, C	A	A	A	A	C	A
57	(El-Gamal et al., 2007)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
58	(Elghaffar et al., 2019)	E	A	A, B, C	A	A	A	A	B	A
59	(Eling & Jung, 2018)	A	B	H	A	A	A	A	D	A
60	(Ellili & Nobanee, 2017)	E	A	A, B, C, F	A	A	A	A	A	A
61	(Embrechts & Puccetti, 2008)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
62	(Embrechts et al., 2009)	A	B	H	B	A	A	D	F	A
63	(Embrechts et al., 2013)	A	B	H	B	A	A	B	F	A
64	(Feng et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
65	(Feria-Domínguez et al., 2015)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
66	(Ferreira et al., 2019)	D	A	D	A	C	A	A	F	A
67	(Feuerverger, 2016)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
68	(Figini et al., 2007)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
69	(Figini et al., 2015)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
70	(Figini et al., 2010)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
71	(Fiordelisi et al., 2014)	A	A	D	A	A	A	A	A	A
72	(Flores et al., 2006)	C	B	H	B	B	C	D	F	A
73	(Fontnouvelle et al., 2006)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
74	(Fouche et al., 2006)	A	A	A, B	A	C	A	A	A	A
75	(Fragnière et al., 2010)	D	B	H	A	A	A	A	F	A
76	(Gadowska-dos Santos, 2017)	B	B	H	B	A	A	D	F	A
77	(Gadzo et al., 2019)	A	A	A	A	A	A	A	B	A
78	(Gatzert et al., 2016)	D	A	D	B	D	B	D	F	A
79	(Giacometti et al., 2008)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
80	(Gillet et al., 2010)	A	B	H	A	A	A	A	A	A

81	(Ginena, 2014)	C	A	A, B, D	B	B	E	D	F	A
82	(Giudici & Bilotta, 2004)	A	B	H	A	C	A	A	E	A
83	(Gomes-Gonçalves et al., 2019)	D	A	A	A	A	A	B	F	A
84	(Groll et al., 2019)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
85	(Guegan & Hassani, 2009)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
86	(Guégan et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
87	(Gupta, 2009)	B	A	A, B	C	C	C	D	F	B
88	(Hambuckers et al., 2018)	A	B	H	A	A	A	C	B	A
89	(Han et al., 2016)	B	B	H	A	A	A	A	B	A
90	(Hanim Tafri et al., 2011)	C	A	A, B	A	C	C	A	F	A
91	(Hassani & Renaudin, 2018)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
92	(Hemrit, 2018)	E	A	C	A	A	A	A	D	A
93	(Herring, 2002)	A	B	H	B	D	E	D	F	G
94	(Horbenko et al., 2011)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
95	(Htay & Salman, 2015)	E	A	C	A	C	B	A	B	B
96	(Huang et al., 2012)	A	A	C	A	A	A	A	C	A
97	(Huang et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
98	(Ibrahimovic & Franke, 2017)	B	B	H	A	A	A	A	B	A
99	(Izhar, 2015)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
100	(Jarrow, 2008)	A	B	H	B	A	A	D	F	A
101	(Jarrow et al., 2010)	D	B	H	A	A	A	A	A	A
102	(Jiang, 2018)	A	A	D	A	A	A	A	A	A
103	(Jiménez-Rodríguez et al., 2011)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
104	(Jobst, 2007)	C	B	H	B	D	E	D	F	A
105	(Kabir Hassan et al., 2016)	A	A	A, B	C	C	A	A	B	C
106	(Karwanski & Grzybowska, 2018)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
107	(Kaspereit et al., 2017)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
108	(Kavassalis et al., 2018)	C	B	H	B	D	B	D	F	A

109 (Kelliher et al., 2017)	A	B	H	B	D	E	D	F	G
110 (Kühn & Neu, 2003)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
111 (Leaver & Reader, 2016)	D	A	B	B	D	E	D	F	G
112 (Leo et al., 2019)	A	A	A, B, C	B	D	B	D	F	B
113 (Li et al., 2012)	A	A	A, B	B	D	E	D	F	B
114 (Li et al., 2013)	A	A	A, B	A	A	A	A	D	A
115 (Li, Zhu, Chen, et al., 2014)	A	B	H	A	A	A	A	B	B
116 (Li, Zhu, Xie, et al., 2014)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
117 (Li et al., 2018)	A	A	A, B, C	A	A	A	A	B	A
118 (Li et al., 2019)	A	A	A, B	A	A	A	A	B	A
119 (Li et al., 2017a)	B	B	H	A	A	A	A	C	A
120 (Li et al., 2017b)	B	B	H	A	B	B	A	B	A
121 (Li et al., 2009)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
122 (Li et al., 2016)	C	B	H	B	D	B	D	F	B
123 (Lien et al., 2016)	A	B	H	A	A	A	B	F	B
124 (Lin et al., 2013)	A	B	H	A	A	A	A	C	B
125 (Liu & Mi, 2016)	B	A	A, B, C	A	B	C	A	F	B
126 (Lu, 2011)	A	B	H	A	A	A	A	B	C
127 (Lu, 2013)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
128 (Lu, 2014)	A	B	H	B	A	A	D	F	G
129 (Luburic, 2016)	D	B	H	B	D	B	D	F	A
130 (Luburić, 2017)	C	B	H	B	D	B	D	F	A
131 (Mahama & Ming, 2009)	B	B	H	A	B	E	A	D	A
132 (Manning & Gurney, 2005)	C	B	H	B	D	E	D	F	G
133 (Martínez-Sánchez et al., 2016)	A	B	H	C	A	A	A	C	A
134 (Masood & Fry, 2012)	C	A	A, B	A	C	C	A	F	A
135 (McNulty & Akhigbe, 2017)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
136 (Melo & Leitão, 2018)	E	B	H	A	C	B	A	D	B

137 (Merrouche & Schanz, 2010)	D	A	C	A	A	A	A	D	A
138 (Mignola et al., 2016)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
139 (Migueis, 2018a)	A	B	H	B	B	B	D	F	A
140 (Migueis, 2018b)	A	B	H	B	A	E	D	F	A
141 (Migueis, 2019)	A	B	H	B	D	E	D	F	B
142 (Momen et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
143 (Moosa & Li, 2013)	B	B	H	A	A	A	A	B	D
144 (Moosa & Silvapulle, 2012)	A	B	H	A	A	A	A	A	C
145 (Neifar & Jarboui, 2018)	E	B	H	A	A	A	A	B	A
146 (Opdyke, 2014)	A	B	H	A	A	A	B	E	A
147 (Douglas & Opdyke, 2017)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
148 (Peña et al., 2018a)	A	B	H	C	A	A	A	D	B
149 (Peña et al., 2018b)	A	B	H	C	A	A	A	D	A
150 (Peters, Shevchenko, et al., 2016)	A	B	H	B	A	E	D	F	A
151 (Peters et al., 2011)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
152 (Peters, Chapelle, et al., 2016)	B	B	H	B	B	B	D	F	A
153 (Plunus et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	C	D	A
154 (Politou & Giudici, 2009)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
155 (Power, 2005)	C	B	H	B	D	E	D	F	G
156 (Pritchard, 2004)	A	A	A	B	A	E	D	F	G
157 (Prorokowski, 2015)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
158 (Prymostka & Prymostka, 2019)	C	B	H	B	D	B	D	F	G
159 (Rahim et al., 2015)	D	B	H	A	C	C	A	F	A
160 (Rippel & Teplý, 2011)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
161 (Rippel et al., 2012)	D	B	H	A	A	A	A	B	A
162 (Rosenberg & Schuermann, 2006)	A	A	A, B	A	A	A	A	B	A
163 (Rosman & Abdul Rahman, 2015)	C	A	A, B, C	A	C	C	A	F	B
164 (Roy & Vishwanathan, 2018)	D	B	H	A	B	C	A	F	A

165 (Safullah & Shamsuddin, 2018)	A	A	A, C	A	A	A	A	A	A
166 (Samanta & Dugal, 2016)	E	A	A, B	A	C	A	A	D	A
167 (Sands et al., 2018)	A	B	H	B	D	E	D	F	A
168 (Sanford & Moosa, 2012)	A	B	H	B	C	B	D	F	A
169 (Sanford & Moosa, 2015)	A	B	H	A	C	A	B	F	A
170 (Scandizzo, 2005)	B	B	H	C	C	B	D	F	A
171 (Schenk, 2017)	B	A	B	B	D	E	D	F	G
172 (Sharifi et al., 2016)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
173 (Sheen, 2005)	C	B	H	B	D	E	D	F	G
174 (Shetty et al., 2019)	C	B	H	A	B	B	A	C	A
175 (Shevchenko, 2008)	A	B	H	A	A	A	B	F	A
176 (Shevchenko, 2010)	A	B	H	B	D	E	D	F	F
177 (Sloboda et al., 2018)	B	A	A, C	B	C	B	A	D	A
178 (St-Hilaire & Boisselier, 2018)	A	A	A, B	A	A	A	A	B	B
179 (St-Hilaire, 2018)	A	A	A, B	A	A	A	A	C	A
180 (Sturm, 2013)	A	A	D	A	A	A	A	B	A
181 (Sun & Chang, 2011)	A	A	A, B	A	A	A	A	B	A
182 (Suseno & Bamahriz, 2017)	A	A	A, C	A	A	A	A	D	A
183 (Terblanche, 2012)	C	B	H	C	B	C	A	F	A
184 (Tong et al., 2012)	A	A	E	C	A	A	D	F	A
185 (Tschernernjak, 2004)	A	A	A, B	B	D	E	D	F	G
186 (Tsintsadze et al., 2019)	A	A	A	A	A	A	A	A	A
187 (Urbina & Guillén, 2014)	A	B	H	C	A	A	A	D	A
188 (Dalla Valle & Giudici, 2008)	A	B	H	A	A	A	A	B	A
189 (Voit, 2003)	C	A	A, B	B	D	E	D	F	G
190 (Wagner et al., 2017)	A	B	H	A	A	A	A	A	C
191 (Wahlström, 2009)	A	A	A, B	B	B	C	D	F	A
192 (Wang & Hsu, 2013)	B	B	H	A	A	A	A	A	C

193	(Wang et al., 2012)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
194	(Wang et al., 2016)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
195	(Wang & Wang, 2019)	B	B	H	A	A	A	A	C	A
196	(Wei et al., 2019)	A	A	A, B	A	A	A	A	B	A
197	(Wei-Shong & Kuo-Chung, 2006)	B	A	A	A	B	D	D	F	A
198	(Willman et al., 2006)	B	A	B	A	B	C	A	F	A
199	(Wu & Hua, 2018)	C	A	A, B, C, D, F	A	C	C	A	F	A
200	(Xu et al., 2019)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
201	(Yan & Wood, 2017)	A	B	H	A	A	A	A	C	A
202	(Yang et al., 2017)	B	B	H	B	B	D	D	F	A
203	(Yao et al., 2013)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
204	(Yashchin, 2007)	A	B	H	A	A	A	A	E	A
205	(Young, 2008)	C	B	H	A	C	C	A	F	A
206	(Young, 2010)	C	B	H	A	C	C	A	F	A
207	(Yu & Brazauskas, 2017)	A	B	H	A	A	A	C	E	A
208	(Zaghdoudi, 2019)	A	A	A, C	A	A	A	A	A	A
209	(Zhu et al., 2014)	A	B	H	A	A	A	A	A	A
210	(Zhu et al., 2018)	C	A	A, B	A	C	B	A	A	A
211	(Zhu et al., 2019)	A	B	H	A	D	B	A	A	A
212	(Županović, 2014)	A	A	A, B	B	D	B	D	F	A