


# No limite: impactos do fluxo de caixa em risco sobre o patrimônio líquido de empresas de capital aberto no Brasil

Bruno Meirelles Salotti<sup>1</sup>

 <https://orcid.org/0000-0002-2735-7048>

E-mail: brunofea@usp.br

João Vinícius de França Carvalho<sup>1</sup>

 <https://orcid.org/0000-0002-1076-662X>

E-mail: jvfcarvalho@usp.br

<sup>1</sup> Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária, Departamento de Contabilidade e Atuária, São Paulo, SP, Brasil

Recebido em 06/04/2023 – Desk aceite em 22/05/2023 – 2ª versão aprovada em 31/08/2023

Editor-Chefe: aprovado por Fábio Frezatti, publicado por Andson Braga de Aguiar

Editora Associada: Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi

## RESUMO

O objetivo deste artigo foi mensurar o fluxo de caixa sob risco (CFaR) de companhias não financeiras do mercado de capitais brasileiro e compará-lo ao patrimônio líquido, avaliando o risco de insolvência. Diferentemente de bancos e seguradoras, que possuem fortes exigências de capital, a regulação atual de instituições não financeiras no Brasil não prevê o cálculo nem a manutenção de um patrimônio líquido mínimo. Este estudo preenche uma lacuna da literatura ao relacionar o CFaR com o Patrimônio Líquido das entidades, fornecendo uma medida de risco de insolvência. Monitorar o risco de insolvência (*i.e.*, possibilidade de o patrimônio líquido tornar-se negativo) é vital para qualquer entidade, independentemente do setor de atuação, mercado ou porte. Os resultados da mensuração do CFaR mostram que empresas de diversos setores econômicos podem estar expostas à insuficiência de recursos em caso de problemas operacionais. Espera-se fornecer subsídios a órgãos reguladores de diversos setores, para avaliarem as exigências de capital mínimo. O CFaR foi medido utilizando o Ebit e o Ebitda (trimestrais e anuais). O painel foi composto por 186 empresas listadas na B<sup>3</sup>, entre 2010-2022, totalizando 4.897 empresas-trimestres. Segregaram-se as empresas em oito subgrupos, baseados em suas características. Como resultado, descobriu-se que as companhias abertas não financeiras do mercado brasileiro podem estar com baixa capitalização, pois 18% das 169 entidades que atualmente possuem patrimônio líquido positivo passariam a tê-lo negativo ao nível de risco de 1%. Também foram reestimados os CFaR durante a pandemia, não apresentando padrão distinto em relação aos demais períodos.

**Palavras-chave:** risco de insolvência, requerimento de capital, fluxo de caixa sob risco, probabilidade de ruína.

## Endereço para correspondência

Bruno Meirelles Salotti

Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária, Departamento de Contabilidade e Atuária

Avenida Professor Luciano Gualberto, 908 – CEP: 05508-010

Butantã – São Paulo – SP – Brasil

Este é um texto bilíngue. Este artigo também foi traduzido para o idioma inglês, publicado sob o DOI <https://doi.org/10.1590/1808-057x20231907.en>. Este artigo deriva de um trabalho de conclusão de curso escrito pelo autor Bruno Meirelles Salotti e orientado pelo autor João Vinícius de França Carvalho, em 2022.

Trabalho apresentado no 23º USP International Conference on Accounting, São Paulo, SP, Brasil, julho de 2023.



## On the edge: The impacts of cash flow at risk on the shareholders' equity of public companies in Brazil

### ABSTRACT

The objective of this article was to measure the cash flow at risk (CFaR) of non-financial companies in the Brazilian capital market and compare it to shareholders' equity in order to assess the risk of insolvency. Unlike banks and insurance companies, which have strong capital requirements, the current regulation of non-financial institutions in Brazil does not provide for the calculation or maintenance of a minimum shareholders' equity. This study fills a gap in the literature by relating CFaR to the shareholders' equity of entities, providing a measure of insolvency risk. Monitoring insolvency risk (i.e., the possibility of negative shareholders' equity) is critical for any entity, regardless of its industry, market, or size. The results of the CFaR measurement show that companies in different sectors can be exposed to insufficient resources in the event of operational problems. It is hoped that this will help regulators in different sectors to assess minimum capital requirements. CFaR was measured using Ebit and Ebitda (quarterly and annual). The panel consisted of 186 companies listed on the B3 between 2010 and 2022, totaling 4,897 company-quarters. The companies were divided into eight subgroups based on their characteristics. The results showed that non-financial listed companies in the Brazilian market may be undercapitalized, as 18% of the 169 entities that currently have positive shareholders' equity would become negative at a 1% risk level. CFaRs were also re-estimated during the pandemic and did not show a clear pattern compared to other periods.

**Keywords:** insolvency risk, capital requirement, cash flow at risk, probability of failure.

### 1. INTRODUÇÃO

Em todos os tipos de entidades, independentemente da natureza jurídica, segmento de atuação ou porte, existe a presença de riscos e, conseqüentemente, a necessidade de mensurá-los e gerenciá-los (Cowell et al., 2007). Contudo, as técnicas de mensuração e gerenciamento de riscos têm se desenvolvido e se aperfeiçoado de forma mais intensa e sofisticada na indústria financeira, notadamente em seguradoras e instituições bancárias (Andrieş et al., 2022; Moratis & Sakellaris, 2021).

Não por acaso, as regras impostas pelos órgãos reguladores de bancos e seguradoras exigem um capital mínimo para que a entidade possa operar no mercado, fazendo frente aos diversos riscos a que ela está exposta e, assim, minimizando a probabilidade de insolvência (Areias & Carvalho, 2021; Ramsden & Papaioannou, 2019), danosa tanto para os acionistas quanto para a saúde do sistema financeiro (Harrington, 2009). No Brasil, por exemplo, os bancos devem seguir as determinações do Banco Central, que se baseiam nos pilares da “Basileia III” (Oliveira & Ferreira, 2019). Já as seguradoras devem cumprir as regras da Superintendência de Seguros Privados (Susep), que estabelece o capital mínimo requerido, i.e., o valor mínimo de capital que a seguradora deve manter para operar (Carvalho & Cardoso, 2021; Euphasio Junior & Carvalho, 2022; Macohon et al., 2017).

Entretanto, para instituições não financeiras, embora técnicas similares de gestão e mensuração de riscos sejam aplicáveis, a regulação de tais companhias no Brasil (de responsabilidade da Comissão de Valores Mobiliários [CVM]) atualmente não prevê o cálculo e a manutenção de um patrimônio líquido mínimo.

Diversos pesquisadores têm se dedicado ao desenvolvimento de modelos para mensurar riscos em instituições não financeiras. Um dos trabalhos pioneiros foi o de RiskMetrics (1999), um documento técnico publicado pelo JP Morgan conjuntamente com o RiskMetrics Group, em que se propõe uma adaptação do tradicional *Value at Risk* (VaR). O VaR é normalmente utilizado em instituições financeiras para medir a potencial perda esperada de valor de mercado em portfólios e, em instituições não financeiras, foi adaptado por RiskMetrics (1999) para mensurar potenciais de perdas em fluxos de caixa. Assim surgiu o *Cash Flow at Risk* (CFaR).

Stein et al. (2001) propuseram um método alternativo à mensuração do CFaR. Segundo os autores, a adaptação direta da metodologia *bottom-up* aplicável ao VaR para o cálculo do CFaR implica a identificação e mensuração de cada tipo de exposição ao risco existente em uma empresa, o que pode levar a estimativas altamente imprecisas do CFaR. Diante desta dificuldade, os autores desenvolveram a metodologia *top-down*, construindo uma distribuição empírica do fluxo de caixa sob risco com base nos dados históricos dos fluxos de caixa. Entretanto, como a quantidade de dados de uma empresa é muito pequena para permitir tais estimativas, todas as empresas do mercado são postas em conjunto para que, posteriormente, a partir das características específicas de cada entidade, seja possível identificar qual é a distribuição empírica do CFaR correspondente.

Após o desenvolvimento dos primeiros modelos de mensuração de risco em entidades não financeiras, diversas pesquisas, tanto no Brasil (Bego, 2007; Januzzi et al., 2012;

Perobelli et al., 2007, 2011; Perobelli & Securato, 2005) como no exterior (Jang et al., 2011; Oral & CenkAkkaya, 2015; Özvural, 2004; Xu, 2019; Yan et al., 2014) dedicaram-se à aplicação desses modelos a dados reais. Contudo, em nenhum desses trabalhos os autores relacionaram a mensuração do risco das instituições não financeiras com a demanda de capital próprio que poderia ser necessário para suportar esse risco e, conseqüentemente, minimizar a probabilidade de ruína dessas firmas.

Um expediente existente na legislação societária brasileira, mas de uso opcional às companhias, é a constituição da Reserva de Contingências (artigo 195 da Lei nº 6.404/1976). De acordo com a referida lei, a assembleia-geral de acionistas pode destinar parte do lucro líquido para a formação dessa reserva, com o seguinte objetivo:

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E EMPÍRICA

### 2.1 Risco de Insolvência e Exigências de Capital

Risco de insolvência pode ser definido como a possibilidade de uma entidade não deter ativos em montante suficiente para pagar os seus passivos, *i.e.*, o risco de seu patrimônio líquido tornar-se negativo. Logo, monitorar o risco de insolvência é vital para qualquer entidade, independentemente de seu setor de atuação, mercado ou porte. Não é por acaso que este tema tem sido pauta de diversos pesquisadores há décadas (Altman, 1968; Beaver, 1966; Horobet et al., 2021).

Todavia, o monitoramento desse risco é mais incisivamente feito na indústria financeira (p. ex., bancos e seguradoras), em que a falência de uma entidade gera um alto risco sistêmico, devido ao contágio que a quebra de uma instituição gera nas demais (Harrington, 2009; Moratis & Sakellaris, 2021).

Para dirimir esse risco, os órgãos reguladores das instituições financeiras e de seguros instituem exigências de capital, por meio de sofisticados modelos de mensuração e gerenciamento de riscos. Tais exigências derivam de acordos internacionais, conhecidos como “Basileia III” nas instituições financeiras (Andrieş et al., 2022; Oliveira & Ferreira, 2019), e como “Solvência II” nas instituições securitárias (Carvalho & Cardoso, 2021; Chen & Yuan, 2017; Macohon et al., 2017). Em síntese, a regulação baseada nesses acordos faz com que a instituição avalie seus riscos e, com base nisso, seja obrigada a manter um valor mínimo de capital, para minimizar o risco de insolvência (Euphasio Junior & Carvalho, 2022; Gupta & Liang, 2005; Ramsden & Papaioannou, 2019).

Já para instituições não financeiras, muito embora tais instituições também estejam sujeitas ao risco de

compensar, em exercício futuro, alguma perda julgada como provável. Contudo, além de ser uma opção, não há orientação específica para a mensuração desta eventual reserva. Portanto, não é possível admitir que a constituição desta reserva de contingências esteja cumprindo o papel de retenção de patrimônio líquido necessário para minimizar a probabilidade de ruína das empresas.

Assim, o objetivo deste trabalho é mensurar uma medida de fluxo de caixa sob risco (CFaR) das companhias não financeiras do mercado de capitais brasileiro, e compará-la ao patrimônio líquido dessas instituições. Portanto, propõe-se um modelo atuarial de dimensionamento de risco de insolvência de entidades não financeiras, com base em suas informações financeiras publicadas no mercado de capitais brasileiro.

insolvência, atualmente não existe a exigência de capital mínimo. As pesquisas dos últimos 25 anos vêm sendo desenvolvidas a partir da adaptação do tradicional modelo *Value at Risk* (*VaR*), para mensurar potenciais de perdas em fluxos de caixa (Artzner et al., 1999), dando origem à medida *Cash Flow at Risk* (CFaR).

### 2.2 Cash Flow at Risk

Uma das primeiras formalizações conceituais do CFaR foi elaborada por RiskMetrics (1999). É definido como o choque máximo esperado no caixa líquido gerado, relativamente a um objetivo específico, que poderia ocorrer devido ao impacto do risco de mercado em um conjunto restrito de exposições, para um determinado período de divulgação e um nível de confiança. Embora esse documento técnico tenha enunciado conceitualmente a medida CFaR, a mensuração desta medida por técnica similar ao *VaR* seria feita por meio da aplicação de uma abordagem *bottom-up*, o que implicaria identificar os componentes do fluxo de caixa expostos ao risco de mercado.

Apropriando-se do conceito de CFaR proposto por RiskMetrics (1999), Stein et al. (2001) apresentaram outra proposta de mensuração do CFaR, que os autores denominaram abordagem *top-down*. Essa metodologia tem como cerne a variabilidade dos fluxos de caixa históricos de uma companhia. Stein et al. (2001) defendem que essa estratégia tem a vantagem de resumir o efeito combinado de todos os riscos relevantes de uma entidade, pois, se o CFaR de uma companhia é alto, então isso deve se manifestar em uma alta volatilidade de seus fluxos de caixa históricos.

A metodologia utilizada por Stein et al. (2001) – detalhada na seção “Metodologia” deste artigo – avalia a volatilidade dos fluxos de caixa de uma companhia, agregando-a a outras empresas que sejam comparáveis em termos de suas características. Com isso, pode-se obter uma distribuição não paramétrica dos possíveis choques em seus fluxos de caixa, obtendo-se um determinado percentil da cauda desta distribuição. Por outro lado, esta metodologia possui desvantagens, conforme destacado por Andren et al. (2005): uma empresa que faz parte de uma distribuição de fluxos de caixa pode ser bem diferente de uma empresa média daquela amostra. Mais: a abordagem *top-down* não fornece uma estimativa do CFaR condicional ao risco de mercado.

Assim, Andren et al. (2005) propuseram uma terceira abordagem, denominada de “*Exposure-Based CFaR*”. A mensuração por esta metodologia baseia-se na estimativa de um conjunto de coeficientes de exposição (deltas), que fornecem informação sobre como se espera que as diversas variáveis macroeconômicas e de mercado afetem os fluxos de caixa de uma companhia. Tais coeficientes são estimados por uma regressão múltipla, permitindo que as exposições ao risco de uma companhia sejam utilizadas para o cálculo do CFaR. Essa abordagem tem cunho mais gerencial, possibilitando à gestão avaliar os fatores que explicam a variabilidade dos fluxos de caixa em função de diferentes riscos a que a entidade está sujeita.

Além dessas abordagens, há outras, como as propostas por Maurer (2015) ou por LaRocque et al. (2003). Cada metodologia distinta possui vantagens e desvantagens. O desenvolvimento de diferentes modelos para a mensuração do CFaR demonstra sua relevância e o enorme potencial de contribuição desses trabalhos para o desenvolvimento de modelos de gerenciamento de riscos em empresas não financeiras.

A aplicação empírica desses modelos vem sendo desenvolvida tanto no Brasil (Bego, 2007; Januzzi et al., 2012; Perobelli et al., 2007, 2011; Perobelli & Securato, 2005) como no exterior (Jang et al., 2011; Oral & CenkAkkaya, 2015; Özvural, 2004; Xu, 2019; Yan et al., 2014). Cada trabalho

analisa diferentes mercados, períodos, segmentos de atuação e cada qual com diferentes escolhas metodológicas. Logo, não é possível comparar diretamente os resultados. Contudo, nota-se que nenhum desses trabalhos relacionou o CFaR apurado ao Patrimônio Líquido das entidades avaliadas, para avaliar o risco de insolvência. Esta é a lacuna que este trabalho pretende explorar.

### 2.3 Medidas de Fluxo de Caixa Utilizadas para o Cálculo do CFaR

A medida de fluxo de caixa operacional utilizada por Stein et al. (2001) para operacionalizar o modelo CFaR foi o *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Ebitda). Adicionalmente, os autores destacam que seu modelo pode ser construído com outras métricas, como, por exemplo, o Ebit.

Stumpp et al. (2000) destacam dez falhas do Ebitda ao cumprir o papel de determinante principal de fluxo de caixa. Entre elas, pode-se destacar o fato de que o Ebitda ignora as mudanças do capital de giro (e, portanto, superestima o fluxo de caixa em períodos de crescimento do capital de giro) e desconsidera as necessidades de reinvestimento, em especial para empresas com ativos de vida útil reduzida. Isso ocorre pois, nestes casos, o valor da depreciação tenderá a ser significativamente alto e, portanto, o Ebitda será alto. Todavia, da mesma forma que a depreciação é relativamente alta, a demanda por novos investimentos de longo prazo também é, ou seja, o Ebitda não é um fluxo de caixa livre. Nesse particular, o Ebit poderia funcionar de forma mais adequada para esse fim, assumindo que a depreciação poderia ser utilizada como uma estimativa do reinvestimento.

Outro problema grave do Ebitda e do Ebit é o fato de eles serem medidas *non-GAAP*. Logo, são suscetíveis a ajustes discricionários realizados pelos gestores, objetivando inflar artificialmente as expectativas futuras dos investidores (Barsky & Catanach, 2014). Por esta razão, a forma de divulgação de medidas *non-GAAP* tem sido motivo de preocupação de órgãos reguladores no mundo todo (Black et al., 2018).

## 3. METODOLOGIA

Para a mensuração do CFaR das companhias, optou-se pela adaptação da metodologia *top-down* desenvolvida por Stein et al. (2001), consistindo na mensuração do CFaR com base nos erros de projeção dos fluxos de caixa históricos, utilizando modelos de séries temporais. A vantagem dessa classe de modelos é a preservação das características históricas e idiossincráticas das empresas. A descrição da metodologia empregada será feita a seguir.

### 3.1 Modelagem para a Construção do CFaR

#### 3.1.1 Passo 1: Definição da medida de fluxo de caixa operacional

Stein et al. (2001) utilizaram o Ebitda como medida de fluxo de caixa para operacionalizar o modelo CFaR. No presente trabalho, também utilizamos o Ebitda. Contudo, para avaliar a robustez e minimizar eventuais problemas



decorrentes do uso do Ebitda, conforme destacado na seção “Fundamentação Teórica e Empírica”, todos os testes foram refeitos utilizando o Ebit.

### 3.1.2 Passo 2: Modelos de séries temporais para projetar o fluxo de caixa estimado trimestral

A fim de medir o quanto o fluxo de caixa desvia-se das expectativas, é necessário primeiro projetar o fluxo de caixa esperado (tanto em bases trimestrais como em anuais). Desse modo, utilizou-se para cada empresa um modelo de séries temporais autorregressivo de ordem 4 com variáveis exógenas – ARX(4) –, com o intuito de capturar a dinâmica de um exercício social completo. As *dummies* temporais foram incluídas para controlar eventuais efeitos periódicos.

$$FC_t = \phi_1 FC_{t-1} + \phi_2 FC_{t-2} + \phi_3 FC_{t-3} + \phi_4 FC_{t-4} + \sum_{j=1}^3 \beta_j D_j + \varepsilon_t \quad \mathbf{1}$$

em que  $FC_t$  é o fluxo de caixa medido no  $t$ -ésimo trimestre, dividido pelo total do ativo na data  $t - 1$ ;  $D_j$  são as *dummies* de trimestre;  $\phi_j, \beta_j, j = 1, \dots, 3$  são os parâmetros a serem estimados; e  $\varepsilon_t$  representa os choques aleatórios do período  $t$ .

Para estimar os modelos de cada empresa, foi utilizada a metodologia de Box-Jenkins implementada no *software R*, com os parâmetros ajustados pelo método da máxima verossimilhança. Em todos os trimestres, o modelo foi ajustado utilizando os últimos cinco anos de dados, seguindo a metodologia de Stein et al. (2001).

### 3.1.3 Passo 3: Modelos de séries temporais para projetar o fluxo de caixa estimado anual

A projeção em bases anuais utiliza as mesmas variáveis explicativas da Equação 1 (bem como as *dummies*). Porém, as variáveis possuem base anual, pois representam a soma do fluxo de caixa dos trimestres  $t, t - 1, t - 2$  e  $t - 3$ , dividida pelo total do ativo no período  $t - 4$ , para permitir a comparabilidade das empresas. A equação 2 é assim especificada:

$$FC_t = \phi_1 FC_{t-1} + \phi_2 FC_{t-2} + \phi_3 FC_{t-3} + \phi_4 FC_{t-4} + \sum_{j=1}^3 \beta_j D_j + \varepsilon_t \quad \mathbf{2}$$

em que  $FC_t$  representa a soma das projeções dos quatro trimestres consecutivos ( $t, t - 1, t - 2$  e  $t - 3$ ), ou seja, o fluxo de caixa projetado anual, dividido pelo total do ativo

na data  $t - 4$ ;  $\phi_j, \beta_j, j = 1, \dots, 3$  são os parâmetros a serem estimados; e  $\varepsilon_t$  representa os choques aleatórios em  $t$ .

De acordo com Stein et al. (2001), o objetivo de tais projeções não necessariamente é a obtenção de previsões (trimestrais ou anuais) mais precisas do que as produzidas por especialistas do mercado ou participantes bem informados. Esse procedimento é fundamental, sim, para a estimação dos erros de projeção dos fluxos de caixa e de sua distribuição de probabilidade subjacente (*i.e.*, dos desvios dos fluxos reais em relação aos projetados), especialmente com relação às caudas dessa distribuição, por tratar-se de uma informação vital para o gerenciamento de riscos (Chen & Yuan, 2017; Danielsson et al., 2013; McNeil, 1997).

Uma vez definidos os modelos de projeção (trimestral e anual) dos fluxos de caixa, os modelos de séries temporais são ajustados para cada empresa e, com base nesse modelo, estima-se o fluxo de caixa de cada empresa para o próximo período. Em seguida, esta estimativa é comparada ao fluxo de caixa real, gerando um erro de estimativa. Este procedimento é repetido para cada empresa/trimestre, gerando uma base de 4.897 observações, obtidas a partir da diferença entre o fluxo de caixa real e o fluxo de caixa estimado a partir de 4.897 modelos. Além disso, o procedimento foi realizado para bases trimestrais e anuais, utilizando Ebit e Ebitda. Foi utilizado o *software R* para todas as modelagens.

É importante ressaltar que a escolha pelo modelo ARX(4) foi precedida de verificação dos pressupostos de estacionariedade, especialmente se havia a presença de tendências relevantes, via teste de Dickey-Fuller Aumentado (Dickey & Fuller, 1979). De maneira geral, as séries não apresentavam tendências relevantes, de modo que não foi necessário tomar diferenças. Contudo, a maior preocupação era se os resíduos dos modelos estimados eram ruídos brancos. Ainda que alguns deles tenham apresentado coeficientes não significantes, os modelos estimados apresentaram resíduos sem qualquer padrão. Assim, não apenas foi possível utilizar a metodologia de Box-Jenkins, como também obter o benefício de seguir de perto a metodologia de Stein et al. (2001), que usou um ARX(4), e comparar os resultados.

Como exemplo, apresentam-se na Tabela 1 as estimativas dos parâmetros dos modelos ARX(4) ajustados da Ambev para se obter tanto o Ebit/Ativo como o Ebitda/Ativo do primeiro trimestre de 2015, com base nos dados de 2010 a 2014.

**Tabela 1**

Resultados da modelagem preditiva usando um ARX(4) para o Ebit e o Ebitda da Ambev

<b>Painel A: Ebit/Ativo</b>				
	<b>1 trimestre</b>	<b>2 trimestres</b>	<b>3 trimestres</b>	<b>4 trimestres</b>
Utilizando dados trimestrais				
Coeficiente	0,229	-0,086	-0,132	0,273
Estatística t	1,076	0,416	0,633	0,953
R <sup>2</sup> = 0,818855, log-verossimilhança = 68,93, AIC = -119,86, BIC = -110,90				
Utilizando dados anualizados				
Coeficiente	1,0765***	0,0649	-0,8764***	0,5623***
Estatística t	3,9854	0,2429	2,7932	2,3745
R <sup>2</sup> = 0,6999119, log-verossimilhança = 53,70, AIC = -89,41, BIC = -80,45				
<b>Painel B: Ebitda/Ativo</b>				
	<b>1 trimestre</b>	<b>2 trimestres</b>	<b>3 trimestres</b>	<b>4 trimestres</b>
Utilizando dados trimestrais				
Coeficiente	0,259	-0,072	-0,170	0,299
Estatística t	1,232	0,353	0,826	1,100
R <sup>2</sup> = 0,831203, log-verossimilhança = 68,80, AIC = -119,60, BIC = -110,64				
Utilizando dados anualizados				
Coeficiente	1,0765***	0,0649	-0,8764***	0,5623***
Estatística t	3,9854	0,2429	2,7932	2,3745
R <sup>2</sup> = 0,7029205, log-verossimilhança = 52,04, AIC = -86,08, BIC = -77,12				

**Nota:** \* Significante a 10%, \*\* significante a 5%, \*\*\* significante a 1%. Todas as séries foram estimadas com as dummies como variáveis exógenas, que foram omitidas na apresentação.

**Fonte:** Elaborada pelos autores.

Todos os modelos apresentam alta qualidade de ajuste. Ademais, em geral, embora de maneira não uniforme, os coeficientes do trimestre imediatamente anterior são mais relevantes.

### 3.1.4 Passo 4: Segregação dos erros de projeção baseada nas características das companhias

A base utilizada possui informação de companhias com diferentes características (p. ex., setor, porte). Com o objetivo de torná-las comparáveis, as observações precisaram ser separadas em subgrupos de empresas com características similares, para que uma distribuição empírica de probabilidade de fluxos de caixa pudesse ser ajustada. Assim, estima-se o CFaR de qualquer empresa de características semelhantes.

Stein et al. (2001), após a realização de diversos experimentos, encontraram quatro características mais fortemente associadas aos padrões da volatilidade dos erros de predições: (1) capitalização de mercado; (2) lucratividade; (3) volatilidade do preço da ação; e (4) volatilidade do fluxo de caixa do segmento. Seguindo metodologia similar, foram utilizadas as três primeiras características propostas por Stein et al. (2001), usando as

medidas Ebitda e Ebit. Não foi possível utilizar a mesma subdivisão de Stein et al. (2001) devido ao tamanho significativamente menor da base de erros (aqui com pouco menos de 5.000 dados, contra os mais de 80.000 dados dos autores).

As características utilizadas foram:

- X<sub>1</sub>: capitalização de mercado, quantidade de ações em circulação vezes a cotação da ação;
- X<sub>2</sub>: lucratividade, Ebitda anual dividido por ativo total no início do período;
- X<sub>3</sub>: volatilidade do preço da ação, desvio padrão dos preços diários das ações no período de três meses.

Cada característica dividiu a amostra pela metade. Exemplificando: as empresas foram divididas inicialmente em maior capitalização de mercado (metade superior dos dados) e menor capitalização de mercado (metade inferior dos dados). As demais características são utilizadas da mesma forma, separando a amostra em 2<sup>3</sup> partições, gerando oito diferentes subgrupos relativamente homogêneos de empresas, segregadas de acordo com suas características.

### 3.1.5 Passo 5: Construção do CFaR

Com base nos dados de erros de projeção, segregados em oito subgrupos, é possível acessar, de maneira empírica, o fluxo de caixa sob risco (CFaR) para qualquer empresa.

O procedimento consiste em detectar, para qualquer empresa cujo CFaR se queira avaliar, a qual dos oito subgrupos ela pertence, com base em suas características. A partir daí, calcula-se o quantil definido para a medida de risco (digamos, 5%) e este valor (Ebitda relativo ao total do ativo inicial) refere-se ao choque máximo na medida de fluxo de caixa escolhida, dado o cenário de risco de 5%. Multiplicando-se tal valor pelo total do ativo específico da empresa escolhida, tem-se o valor do Ebitda em unidades monetárias.

## 3.2 Comparação do CFaR com o Patrimônio Líquido

Uma vez determinada a medida de risco do fluxo de caixa das entidades utilizando a metodologia proposta por Stein et al. (2001), comparamos o CFaR ao Patrimônio Líquido (PL) contábil registrado pelas empresas. O objetivo desta comparação é verificar o impacto que um fluxo de caixa adverso poderia provocar no capital próprio da entidade. Assumindo que o PL negativo representa uma situação de insolvência técnica (por indicar que a empresa não possui ativos em montante suficiente para quitar seus passivos), avaliamos quantas entidades da amostra se tornaram insolventes, admitindo-se a ocorrência do CFaR.

**Tabela 2**

*Amostra utilizada na pesquisa*

<b>Quantidade total de cias abertas ativas em 31/8/2022</b>	<b>692</b>
(-) Bancos e Seguradoras	-83
Sub-total (1)	609
(-) Empresas com dados a partir de 30/6/2017	-176
Sub-total (2)	433
(-) Empresas sem volatilidade (em 3 meses com dados diários)	-233
Sub-total (3)	200
(-) Empresas com dados faltantes de depreciação	-14
Amostra final de empresas utilizadas na pesquisa	186

**Fonte:** *Elaborada pelos autores.*

## 3.3 Os Dados

Os dados foram extraídos da base Economática. Coletaram-se dados trimestrais consolidados de todas as companhias abertas do mercado de capitais brasileiro de dezembro de 2010 a junho de 2022. Dados anteriores a 2010 não foram utilizados pois, até 2009, o padrão contábil brasileiro não seguia integralmente as normas internacionais (Salotti & Carvalho, 2015) e há evidências empíricas indicando aumento da qualidade da informação contábil pós-International Financial Reporting Standards (IFRS) (Eng et al., 2019; Lourenço & Braunbeck, 2019; Silva & Nardi, 2017).

Além disso, para permitir a comparabilidade entre as empresas, tanto o Ebitda quanto o Ebit foram divididos pelo total do ativo do início do período respectivo. Logo, se a medida de fluxo de caixa é trimestral, dividiu-se o fluxo de caixa pelo total do ativo do trimestre anterior. E, no caso do fluxo de caixa anual, o fluxo de caixa de doze meses foi dividido pelo total do ativo do fim do ano anterior.

Também foram coletados da mesma base os dados de capitalização de mercado (em 31 de agosto de 2022), volatilidade dos preços diários da ação dos últimos três meses (entre março e junho de 2022) e total do PL contábil consolidado das entidades em 30 de junho de 2022. Em 31 de agosto de 2022, constavam como empresas ativas na base Economática 692 empresas, no total. Entretanto, uma série de exclusões tiveram que ser feitas (Tabela 2) e, com isso, a amostra final de empresas foi composta de 186 empresas, que totalizaram a base já citada de 4.897 dados.

Os dados foram segregados em oito subgrupos, conforme descrito na seção “Modelagem para a Construção do CFaR”, de maneira a seguir os critérios estabelecidos por Stein et al. (2001). Assim, é possível garantir comparabilidade direta com os resultados obtidos de uma amostra segregada por métodos similares, ainda que de outro país (*i.e.*, EUA).

Inicialmente, os erros foram divididos em dois subgrupos, conforme a característica  $X_1$  (capitalização de mercado). Empresas menores foram classificadas no grupo 1 e maiores, no grupo 2. O passo seguinte foi

a subdivisão dos dois subgrupos anteriores em quatro menores, de acordo com a característica  $X_2$  (lucratividade). Empresas menos lucrativas foram classificadas no grupo 1 e mais lucrativas, no grupo 2. O passo final foi a subdivisão dos quatro subgrupos anteriores em oito menores ainda, seguindo a característica  $X_3$  (volatilidade do preço da ação), observando que empresas mais voláteis foram classificadas no grupo 1 e as mais voláteis, no grupo 2. A Tabela 3 descreve a quantidade de dados e empresas classificadas em cada grupo.

**Tabela 3**

*Empresas e dados segregados em oito subgrupos*

Subgrupo	Código	Quantidade de dados	Quantidade de empresas
Menores, menos lucratividade e mais volatilidade	111	622	23
Menores, menos lucratividade e menos volatilidade	112	596	22
Menores, mais lucratividade e mais volatilidade	121	635	26
Menores, mais lucratividade e menos volatilidade	122	590	23
Maiores, menos lucratividade e mais volatilidade	211	626	26
Maiores, menos lucratividade e menos volatilidade	212	591	22
Maiores, mais lucratividade e mais volatilidade	221	644	24
Maiores, mais lucratividade e menos volatilidade	222	593	20
Totais		4.897	186

**Fonte:** *Elaborada pelos autores.*

Para cada um dos oito subgrupos, foram calculados os CFaR para diferentes níveis de risco (5%, 1%, 0,5% e 0,03%), utilizando Ebit e Ebitda (com dados trimestrais e anuais). Tais níveis são considerados em uma perspectiva unicaudal à esquerda, uma vez que está sendo considerada

a probabilidade de ocorrência de perdas. Posteriormente, os CFaR de cada empresa foram reconhecidos como uma perda dentro do PL, possibilitando avaliar a solvência técnica das entidades, dado um choque em seu fluxo de caixa do trimestre (e ano) seguinte.

## 4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

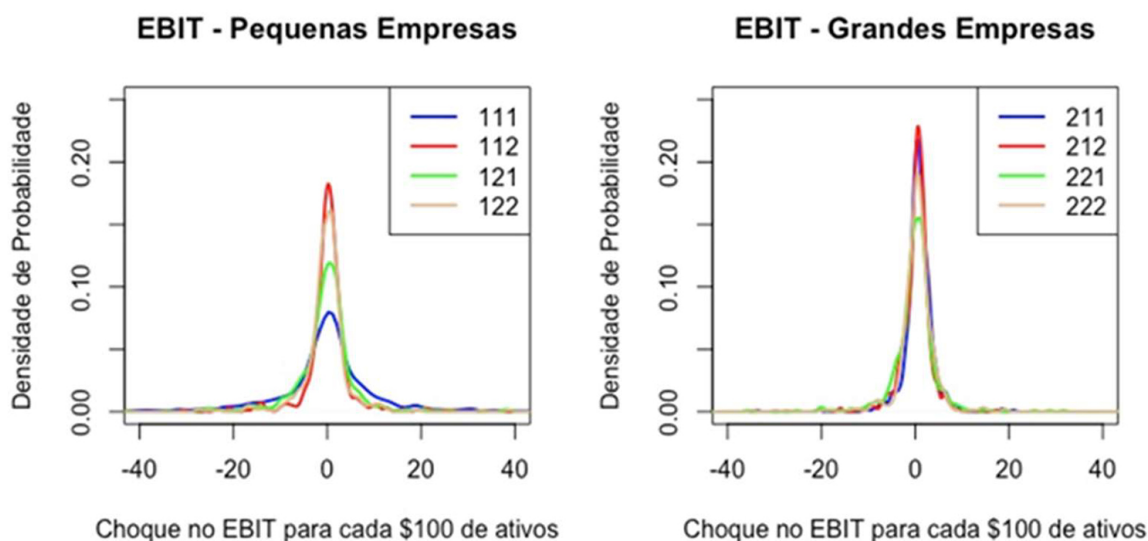
Os procedimentos realizados na seção “Metodologia” fornecem, segundo Stein et al. (2001), uma forma não paramétrica muito poderosa para avaliar o CFaR para qualquer empresa da amostra. Para isso, basta localizar em qual dos oito subgrupos a empresa se encontra, em função de suas respectivas características: capitalização de mercado, lucratividade e volatilidade de suas ações. Logo, os aproximadamente 600 erros de predição do subgrupo

podem ser avaliados como uma descrição da distribuição empírica do CFaR dessa empresa.

### 4.1 Análise do Modelo Geral

A Figura 1 apresenta os histogramas que representam a distribuição não paramétrica de cada um dos oito subgrupos descritos na Tabela 3.





**Figura 1** Distribuições empíricas do CFaR dos oito subgrupos da amostra

**Fonte:** Elaborada pelos autores.

As distribuições da Figura 1 sugerem a existência de padrões distintos de risco dos fluxos de caixa de cada subgrupo, dependendo das características de cada um. O grupo 111, que representa as empresas com piores características (menor porte, menor lucratividade e maior volatilidade das ações), possui a distribuição com cauda mais pesada, maior dispersão dos dados e, conseqüentemente, maior risco de ocorrência negativa de um choque no fluxo de caixa. Já os grupos 212 e 222 possuem suas distribuições mais concentradas entre  $\pm R\$ 5$ , indicando risco menor de ocorrência de um choque mais severo em seus fluxos de caixa.

Nas tabelas 4 e 5, apresentam-se todos os CFaR apurados para as quatro medidas utilizadas (Ebit e Ebitda, trimestral e anual) e em todos os cenários de risco avaliados.

Inicialmente, é importante destacar a interpretação de cada uma dessas medidas apresentadas. O valor do CFaR ao nível de risco de 5%, utilizando o Ebit trimestral, para empresas pertencentes ao grupo 222 (maior porte, maior lucratividade e menor volatilidade de suas ações) foi apurado em  $-R\$ 4,91$ , significando que há uma probabilidade de 5% de uma entidade desse grupo ter um choque de  $R\$ 4,91$  em seu Ebit do próximo trimestre para cada  $R\$ 100,00$  registrados em seu ativo.

Os CFaR apurados para os piores subgrupos (p. ex., 111 e 121) tendem a ser, em todos os cenários avaliados, mais severos do que os melhores subgrupos (p. ex., 212 e 222), fato coerente e esperado, diante das características de cada subgrupo.

Ademais, as medidas anuais representam um teste de robustez das medidas trimestrais, uma vez que, com critérios e bases distintas, o choque do próximo trimestre é bem semelhante utilizando-se a base anualizada, em comparação à base trimestral. Isso ocorre porque, apesar de a base de projeção dos fluxos de caixa ser anual, as incertezas relativas a esses fluxos de caixa referem-se ao trimestre seguinte, já que o fluxo de caixa anualizado de doze meses já contém nove meses de fluxo de caixa real.

Outro teste de robustez refere-se à apuração do CFaR utilizando Ebit e Ebitda. Conforme é possível notar pelos valores apresentados nas tabelas 4 e 5, sob os diferentes níveis de risco, os CFaR considerando Ebit e Ebitda são bem próximos. Uma possível interpretação para esse fato é que há pouco risco associado à diferença entre as medidas, que é justamente o valor de depreciação, amortização e exaustão do período. Tal interpretação é bem plausível, haja vista que a ampla maioria das empresas costuma fazer uso de modelos de depreciação baseados em critérios relativamente estáveis.

**Tabela 4**

CFaR para cada R\$ 100 de ativos, utilizando Ebit/Ativo e Ebitda/Ativo, em bases trimestrais e anuais, nos níveis 5% e 1%

		5,00%				5,00%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-21,33	-11,76	1	1	-21,85	-12,32
		2	-4,20	-7,16		2	-4,94	-8,22
	2	1	-7,32	-7,33	2	1	-7,24	-7,86
		2	-4,56	-4,91		2	-5,35	-6,15
		5,00%				5,00%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-23,01	-12,84	1	1	-23,09	-11,89
		2	-2,78	-6,68		2	-2,07	-6,29
	2	1	-8,61	-7,98	2	1	-7,16	-7,34
		2	-4,13	-2,99		2	-4,40	-4,30
		1,00%				1,00%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-69,20	-39,69	1	1	-67,77	-35,31
		2	-8,65	-19,94		2	-9,52	-22,01
	2	1	-20,84	-18,12	2	1	-19,01	-19,07
		2	-9,32	-14,52		2	-9,88	-17,44
		1,00%				1,00%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-74,63	-36,00	1	1	-77,01	-31,21
		2	-10,27	-21,87		2	-7,22	-29,29
	2	1	-25,77	-27,11	2	1	-24,56	-30,05
		2	-12,30	-21,91		2	-12,01	-20,98

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 5**

CFaR para cada R\$100 de ativos, utilizando Ebit/Ativo e Ebitda/Ativo, em bases trimestrais e anuais, nos níveis 0,5% e 0,03%

		0,50%				0,50%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-100,86	-53,29	1	1	-102,96	-49,33
		2	-15,26	-33,50		2	-16,63	-32,41
	2	1	-23,91	-27,14	2	1	-23,06	-27,60
		2	-10,56	-27,47		2	-10,96	-29,76
		0,50%				0,50%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-127,28	-55,93	1	1	-121,28	-55,72
		2	-14,72	-32,88		2	-9,96	-33,45
	2	1	-45,28	-44,65	2	1	-44,17	-44,10
		2	-16,14	-34,19		2	-15,32	-34,17
		0,03%				0,03%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-trimestral	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-251,96	-128,25	1	1	-251,21	-121,17
		2	-31,31	-72,81		2	-34,36	-67,81
	2	1	-76,60	-56,24	2	1	-73,13	-51,78
		2	-16,01	-77,54		2	-15,95	-77,55
		0,03%				0,03%		
		Lucratividade				Lucratividade		
Ebit/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	Ebitda/Ativo-Anual	Tamanho	1	2	
Volatilidade	1	1	-320,17	-99,14	1	1	-317,32	-94,52
		2	-27,01	-168,56		2	-30,14	-172,05
	2	1	-73,23	-80,98	2	1	-73,14	-80,79
		2	-21,36	-73,39		2	-25,66	-73,12

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados também podem ser visualizados e interpretados em forma gráfica. Uma vez que os resultados de Ebit e Ebitda em bases trimestrais e anuais são relativamente semelhantes, apresentam-se nas figuras 2 e 3

os histogramas dos CFaR apurados em cada um dos oito subgrupos, utilizando apenas o Ebit trimestral como referência.

### EBIT Trimestral - Pequenas Empresas

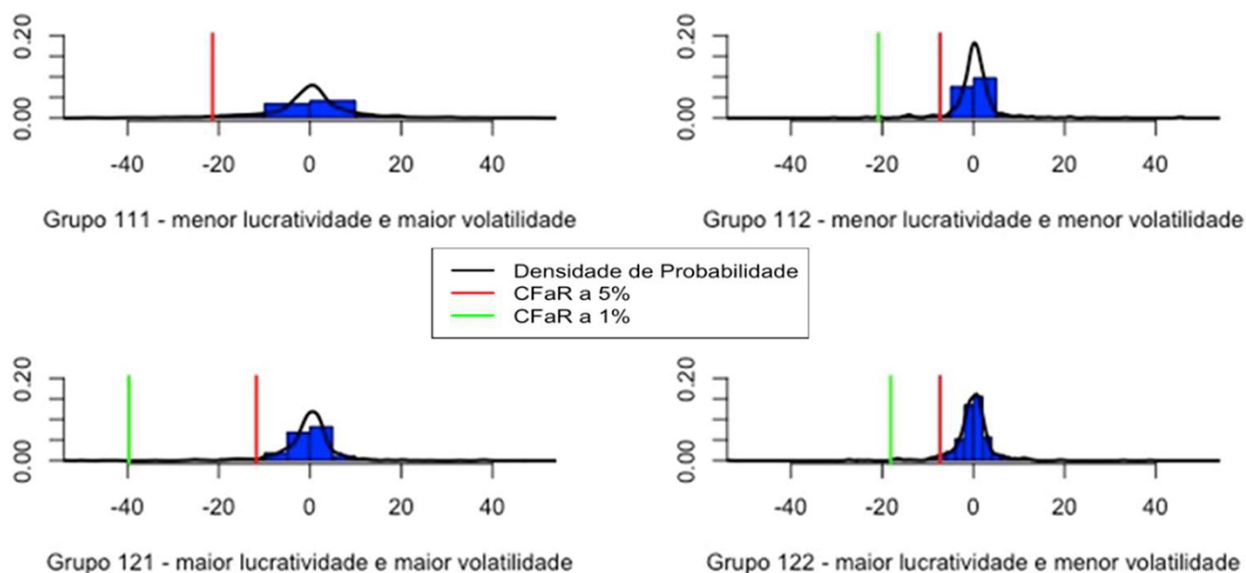


Figura 2 Distribuições empíricas do CFaR das pequenas empresas

Fonte: Elaborada pelos autores.

### EBIT Trimestral - Grandes Empresas

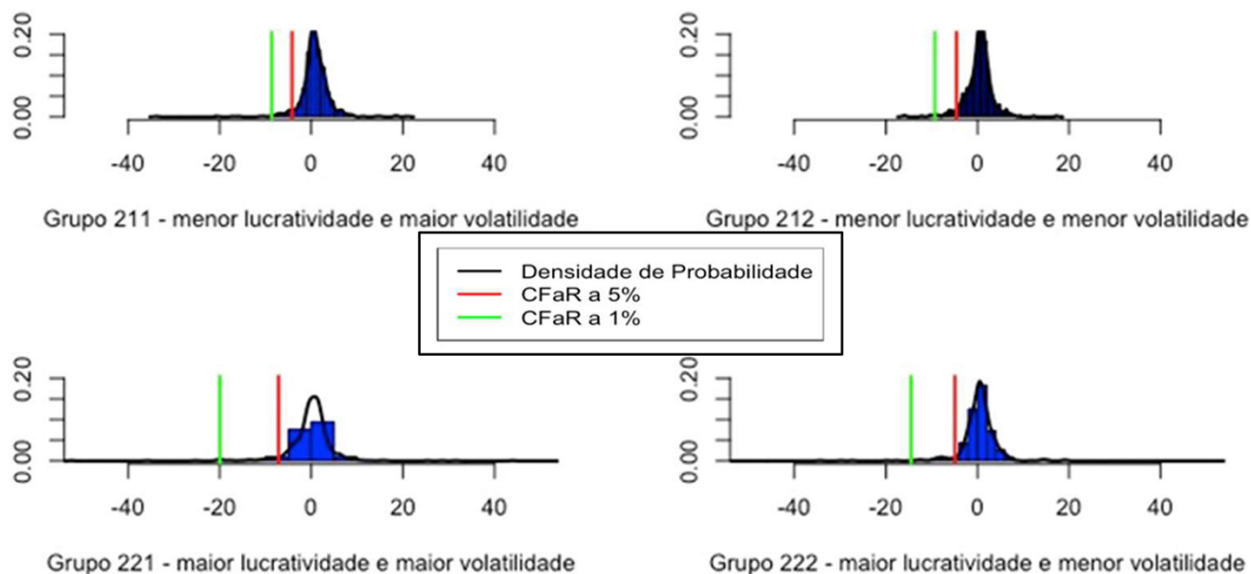


Figura 3 Distribuições empíricas do CFaR das grandes empresas

Fonte: Elaborada pelos autores.

Pelas figuras 2 e 3, é possível identificar os valores de CFaR do Ebit trimestral já apresentados na Tabela 4, para os níveis de risco de 5% e 1%. Interessante notar como os fluxos de caixa possuem maior risco para o subgrupo 111, inclusive o valor de CFaR ao nível de 1%, apurado em -R\$ 69,20, sequer aparece, pois a escala foi limitada até o valor de -R\$ 40,00.

Também é possível verificar que, nos subgrupos das grandes empresas, as entidades de menor lucratividade

(211 e 212) apresentam-se em situação de menor risco do que as demais, de maior lucratividade (221 e 222). Uma possível interpretação para isso pode ser o fato de que, apesar de as entidades dos subgrupos 211 e 212 possuírem menor lucratividade (comparativamente àquelas pertencentes aos subgrupos 221 e 222), o nível de oscilação de seus fluxos de caixa é relativamente menor, gerando maior estabilidade para suas previsões.

## 4.2 Análise em um Cenário Extremo: o que Aconteceu Durante a Pandemia?

Um recorte temporal da maior relevância é o período da pandemia, um evento extremo, imprevisível, que teve início em março de 2020, e cujos efeitos permanecem até

hoje. Para avaliar os impactos da pandemia no CFaR das entidades analisadas, recalcularam-se os valores de CFaR utilizando os erros de projeção apenas do período afetado pela pandemia (primeiro trimestre de 2020 a segundo trimestre de 2022). Os resultados são apresentados nas figuras 4 e 5.

### EBIT Trimestral - Pequenas Empresas (subconjunto de dados do período pandêmico)

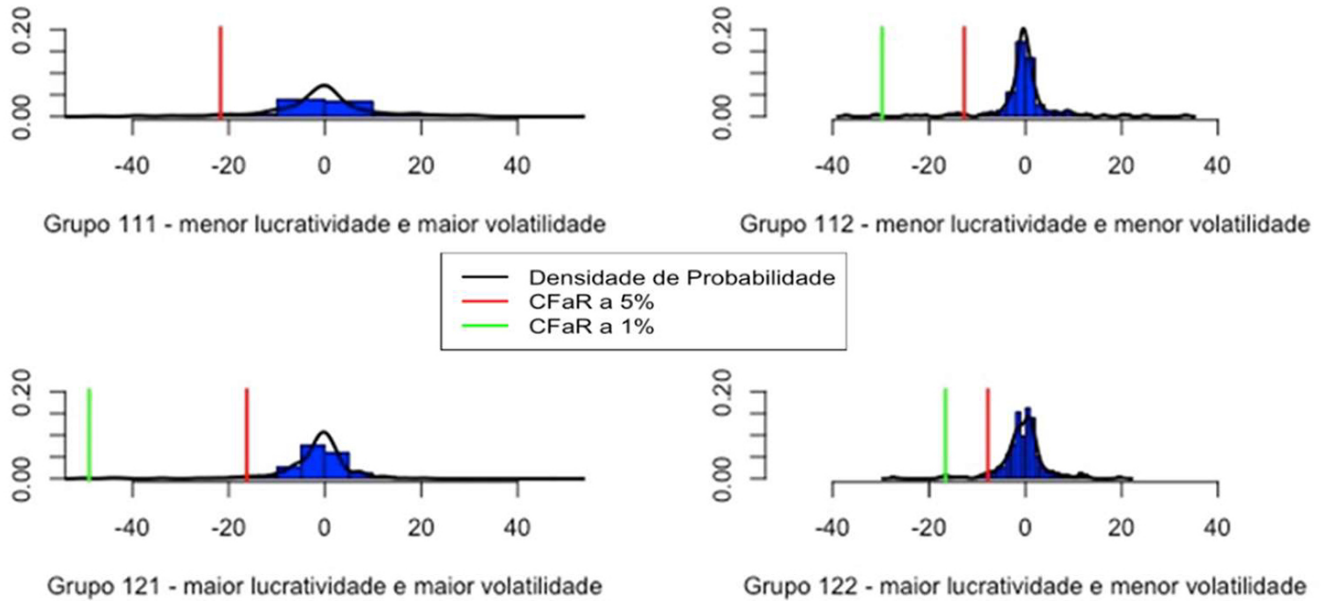


Figura 4 Distribuições empíricas do CFaR das pequenas empresas, durante a pandemia

Fonte: Elaborada pelos autores.

### EBIT Trimestral - Grandes Empresas (subconjunto de dados do período pandêmico)

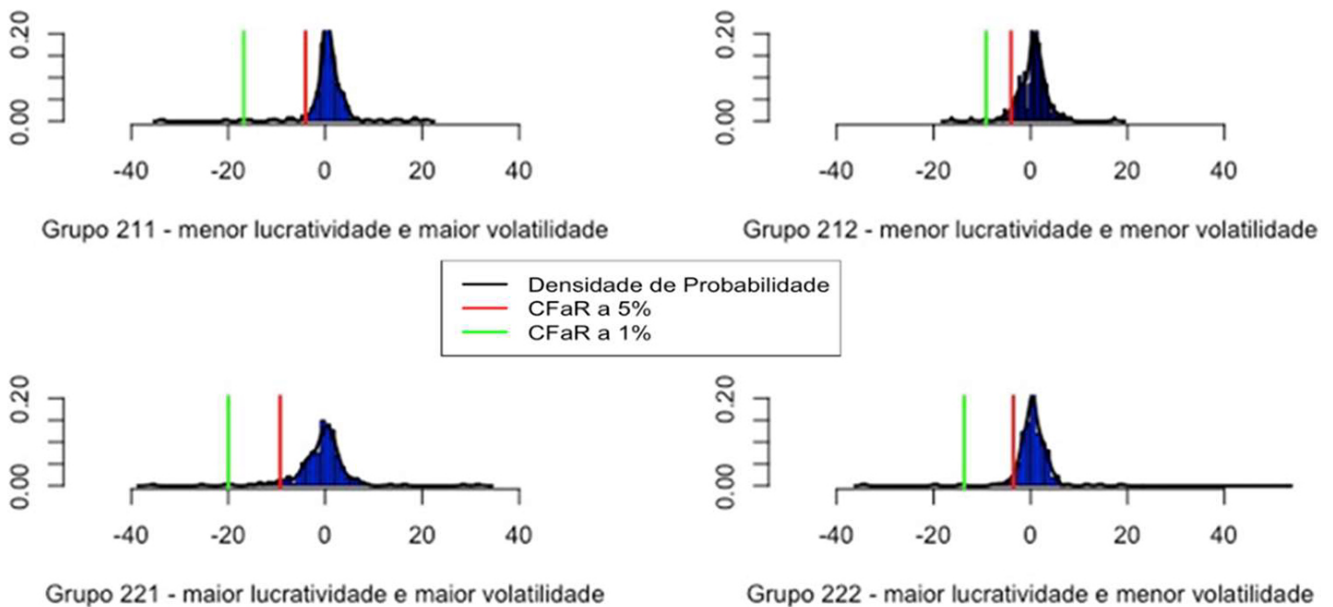


Figura 5 Distribuições empíricas do CFaR das grandes empresas, durante a pandemia

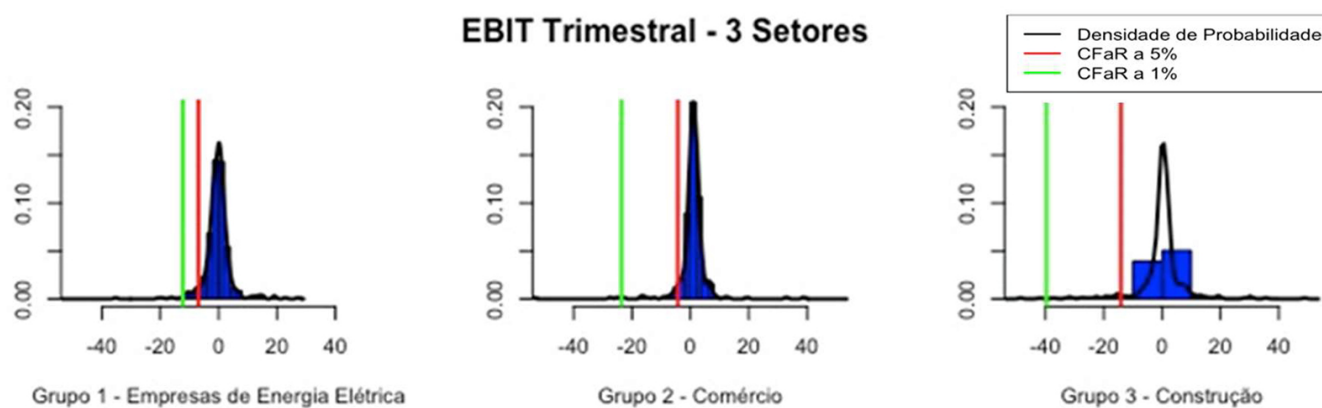
Fonte: Elaborada pelos autores.



Observa-se que, apesar de os fluxos de caixa sob risco estarem majorados, o padrão dos valores de CFaR para os subgrupos observados foi, essencialmente, o mesmo. Com base nisso, pode-se concluir que a pandemia, apesar de afetar significativamente os resultados e fluxos de caixa das empresas, não foi suficiente para mudar o padrão de comportamento do CFaR.

### 4.3 Resultados Segregados por Setor

Outro recorte foi a segregação de novos subgrupos, de acordo com o setor. Utilizando a classificação de setor da base Economática, verificou-se que os setores com maior quantidade de entidades da amostra eram o de Comércio (15), Construção (20) e Energia Elétrica (21). Assim, os erros foram reagrupados nesses três subgrupos. A Figura 6 apresenta os resultados.



**Figura 6** Distribuições empíricas do CFaR das empresas pertencentes aos setores de Energia Elétrica, Comércio e Construção  
**Fonte:** Elaborada pelos autores.

Esses resultados são interessantes pois relacionam-se com as características econômicas dos três setores apresentados. O setor de Energia Elétrica, além de possuir uma forte regulação estatal, possui resultados mais estáveis e previsíveis (Dichev & Tang, 2009) e, conseqüentemente, gera um risco menor. Já o setor de Construção é mais sujeito a oscilações (Renault & Agumba, 2016; Shibani et al., 2022), gerando maior risco de que um choque nos resultados e fluxos de caixa ocorra desfavoravelmente às entidades. E o setor de Comércio pode ser considerado de risco intermediário, *i.e.*, nem tão estável quanto o de

Energia Elétrica, mas nem tão volátil quanto o setor de Construção.

### 4.4 Análise do Risco de Insolvência Técnica

Os resultados obtidos para o CFaR (utilizando o Ebit em bases trimestrais) foram cotejados com o Patrimônio Líquido das entidades da amostra. Conforme descrito na seção “Comparação do CFaR com o Patrimônio Líquido”, o objetivo desta análise é avaliar o impacto que um fluxo de caixa adverso poderia gerar no capital próprio da empresa. Os resultados estão apresentados na Tabela 6.

**Tabela 6**  
Aplicação do CFaR (Ebit) ao Patrimônio Líquido

Grupo	111	112	121	122	211	212	221	222	Total
Quantidade de empresas	23	22	26	23	26	22	24	20	186
PL negativo	10	1	3	1	2	0	0	0	17
PL positivo	13	21	23	22	24	22	24	20	169
Empresas que tinham PL positivo e passam a ter PL negativo após cenário CFaR									
5%	2	0	0	0	1	0	1	0	4
1%	13	1	11	0	1	0	3	1	30
0,5%	13	1	18	1	3	0	10	6	52
0,03%	13	20	23	14	10	0	22	20	122

**Tabela 6**

Cont.

Grupo	111	112	121	122	211	212	221	222	Total
Percentual de empresas com PL positivo que passam a ter PL negativo após cenário CFaR									
5%	15,4%	0%	0%	0%	4,2%	0%	4,2%	0%	2,4%
1%	100%	4,8%	47,8%	0%	4,2%	0%	12,5%	5,0%	17,8%
0,5%	100%	4,8%	78,3%	4,5%	12,5%	0%	41,7%	30,0%	30,8%
0,03%	100%	95,2%	100%	63,6%	41,7%	0%	91,7%	100%	72,2%

Fonte: Elaborada pelos autores.

As primeiras linhas da Tabela 6 trazem as quantidades de empresas por subgrupo, segregadas em PL negativo e positivo, antes da aplicação do CFaR ao PL. Aqui, nota-se uma quantidade expressiva de empresas que já possuem PL negativo, especialmente no grupo 111, que, não por acaso, congrega as empresas com piores características (menor tamanho, menor lucratividade e maior volatilidade de suas ações).

O resultado da aplicação do CFaR ao PL é relevante e muito preocupante. Considerando que PL negativo representa uma situação de insolvência técnica, esses resultados sugerem a falta de capitalização das companhias abertas não financeiras do mercado brasileiro, pois cerca de 18% das 169 entidades que, atualmente, possuem PL positivo passariam a ter PL negativo ao nível de risco de 1%. Considerando esse nível de risco, 30 entidades teriam que reforçar seu capital, dado o risco de obtenção de um fluxo de caixa adverso no futuro.

Analisando individualmente cada subgrupo, o grupo 111 é o mais impactado pelo CFaR, o que já era esperado. Já o único subgrupo que não apresenta empresas falidas diante de oscilações adversas em seus fluxos de caixa é o grupo 212. Curiosamente, esse subgrupo é formado significativamente por empresas do setor de Energia Elétrica (7 das 21 deste setor encontram-se nesse subgrupo), como já destacado anteriormente.

#### 4.5 Resultados Utilizando Painel Balanceado

Outra variação utilizada para a projeção dos CFaR foi a utilização de um painel balanceado, *i.e.*, utilizando apenas os dados das empresas que possuíam dados no período completo (2010-2022). Obviamente, nesse recorte há um viés de sobrevivência, já que chegam ativas apenas as entidades mais robustas. Assim, os valores de CFaR mostraram-se inferiores aos apurados com a base completa, e o Risco de Insolvência também foi reduzido (Tabela 7).

**Tabela 7**

Aplicação do CFaR (Ebit) ao Patrimônio Líquido: Painel Balanceado

Grupo	111	112	121	122	211	212	221	222	Total
Quantidade de empresas	13	13	14	13	14	13	14	13	107
PL negativo	2	1	0	0	0	0	0	0	3
PL positivo	11	12	14	13	14	13	14	13	104
Empresas que tinham PL positivo e passam a ter PL negativo após cenário CFaR									
5%	1	0	0	0	0	0	0	0	1
1%	3	0	0	0	1	0	1	1	6
0,5%	8	0	2	0	1	0	1	1	13
0,03%	11	0	2	1	1	0	3	13	31
Percentual de empresas com PL positivo que passam a ter PL negativo após cenário CFaR									
5%	9,1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1,0%
1%	27,3%	0%	0%	0%	7,1%	0%	7,1%	7,7%	5,8%
0,5%	72,7%	0%	14,3%	0%	7,1%	0%	7,1%	7,7%	12,5%
0,03%	100%	0%	14,3%	7,7%	7,1%	0%	21,4%	100%	29,8%

Fonte: Elaborada pelos autores.

Das 104 empresas deste recorte, apenas 1 (1,0%) se tornaria tecnicamente insolvente utilizando o cenário de risco de 5%. O grupo 111 continua sendo aquele mais suscetível à insolvência, o que é consistente com o que se esperava deste grupo, já que representa as empresas com piores características, *i.e.*, com maior risco de ruína.

Comparando as tabelas 6 e 7, nota-se uma redução muito significativa na propensão à insuficiência de

capital. Portanto, depreende-se que as empresas que entraram na bolsa em um período posterior a 2010 possuem um PL menos robusto para resistir a cenários de choques extremos. Isso reforça a demanda pela exigência de um capital mínimo, a exemplo do que já ocorre nas entidades financeiras, reguladas pelo Banco Central do Brasil e pela Susep.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste trabalho foi o de propor um modelo atuarial de dimensionamento de riscos de entidades não financeiras, estendendo o modelo de Stein et al. (2001) às companhias brasileiras de capital aberto ao utilizar Ebit e Ebitda. Com isso, foi possível mensurar o risco de fluxos de caixa (CFaR). O CFaR representa um choque desfavorável nos fluxos de caixa futuros de uma entidade, cujos reflexos poderiam consumir o patrimônio líquido dessas instituições, gerando risco de ruína.

Os resultados da mensuração do CFaR demonstraram-se relativamente coerentes e consistentes com os resultados apresentados por Stein et al. (2001), bem como o de outros autores que utilizaram esse modelo, como Jang et al. (2011) e Özvural (2004). Além disso, as entidades classificadas no Grupo 111 mostraram-se mais suscetíveis a eventos adversos extremos, resultado também obtido pelos estudos já citados. Em uma extensão deste estudo, pôde-se notar que esse risco é menor para as empresas mais antigas.

Ressalta-se que o reduzido tamanho da amostra (de quase 5.000 dados, conforme Tabela 3) comparado a Stein et al. (2001) naturalmente reduz a confiabilidade dos resultados. Contudo, esta é uma limitação intrínseca ao trabalho e decorrente diretamente do mercado brasileiro, que é bem menor, comparativamente ao mercado norte-americano utilizado. Ademais, estudos futuros podem usar outros critérios e técnicas de agrupamento (*clustering*) de empresas por similaridade, para além do que foi usado no presente estudo. Além disso, sugere-se para pesquisas futuras a mudança de ordens de memória do modelo de séries temporais utilizado para verificar se o outros termos passados fornecem estimativas diferentes.

Assim como podem utilizar métodos não paramétricos de reamostragem (p. ex., *bootstrap* ou *jackknife*) para construir empiricamente as distribuições de probabilidade dos CFaR. Assim, seria possível mensurar a sensibilidade das medidas aqui obtidas em função de diferentes técnicas estatísticas.

Os resultados obtidos por outros pesquisadores que avaliaram o CFaR de empresas não financeiras não são diretamente comparáveis com os resultados aqui apresentados, pois utilizaram outros modelos de mensuração do CFaR, como o de RiskMetrics (1999), o de Andren et al. (2005) ou mesmo um modelo próprio. Entretanto, a conclusão em comum, e corroborada por esta pesquisa, traz à tona a viabilidade e a relevância em mensurar o fluxo de caixa sob risco de entidades não financeiras.

Assim, espera-se ter contribuído para fornecer subsídios a órgãos reguladores de entidades não financeiras, a fim de avaliarem a possibilidade de implantação de exigências de capital mínimo, a exemplo do que já acontece com bancos e seguradoras. Em ambos os segmentos, há estudos evidenciando os benefícios decorrentes da adoção de um capital mínimo requerido (Brooke et al., 2015; Carvalho & Cardoso, 2021; Firestone et al., 2017; Lorson et al., 2012; Wang, 2013), como a redução da probabilidade de ruína das firmas, e também da probabilidade de ocorrência (decorrências) de crises financeiras. Logo, conjectura-se que um capital mínimo exigido para entidades não financeiras possa gerar benefícios tanto para as empresas como para os mercados em que atuam.

## REFERÊNCIAS

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589. <https://doi.org/10.2307/2978933>

Andren, N., Jankensgard, H., & Oxelheim, L. (2005). Exposure-based Cash-Flow-at-Risk: An Alternative to VaR for industrial companies. *Journal of Applied Corporate*

- Finance*, 17(3), 76-86. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6622.2005.00046.x>
- Andrieş, A. M., Ongena, S., Sprincan, N., & Tunaru, R. (2022). Risk spillovers and interconnectedness between systemically important institutions. *Journal of Financial Stability*, 58, 100963. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2021.100963>
- Areias, C. A. C., & Carvalho, J. V. F. (2021). Reinsurance in the supplementary health: A counterfactual study on the impacts of reinsurance treaties adoption by healthcare plans operators in Brazil. *Brazilian Business Review*, 18(2), 217-235. <https://doi.org/10.15728/bbr.2021.18.2.6>
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M., & Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical Finance*, 9(3), 203-228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>
- Barsky, N. P., & Catanach, A. J. (2014). Non-GAAP nonsense: Fixing the problem once and for all. *Strategic Finance*, 96(10), 47-51.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bego, M. da S. (2007). *Cash-Flow-at-Risk: Análise e aplicação em uma empresa de energia*. Universidade Federal de Pernambuco.
- Black, D. E., Christensen, T. E., Ciesielski, J. T., & Whipple, B. C. (2018). Non-GAAP reporting: Evidence from academia and current practice. *Journal of Business Finance & Accounting*, 45(3-4), 259-294. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12298>
- Brooke, M., Bush, O., Edwards, R., Ellis, J., Francis, B., Harimohan, R., Neiss, K., & Siegert, C. (2015). *Measuring the macroeconomic costs and benefits of higher UK bank capital requirements*. Bank of England.
- Carvalho, J. V. F., & Cardoso, L. (2021). Os impactos da rentabilização do estoque de capital sobre a probabilidade de ruína e o capital de solvência para seguradoras. *Revista Evidenciação Contábil & Finanças*, 9(3), 9-29. <https://doi.org/10.22478/ufpb.2318-1001.2021v9n3.54420>
- Chen, Y., & Yuan, Z. (2017). A revisit to ruin probabilities in the presence of heavy-tailed insurance and financial risks. *Insurance: Mathematics and Economics*, 73, 75-81. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2017.01.005>
- Cowell, R. G., Verrall, R. J., & Yoon, Y. K. (2007). Modeling operational risk with bayesian networks. *Journal of Risk and Insurance*, 74(4), 795-827. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2007.00235.x>
- Daniélsson, J., Jorgensen, B. N., Samorodnitsky, G., Sarma, M., & De Vries, C. G. (2013). Fat tails, VaR and subadditivity. *Journal of Econometrics*, 172(2), 283-291. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2012.08.011>
- Dichev, I. D., & Tang, V. W. (2009). Earnings volatility and earnings predictability. *Journal of Accounting and Economics*, 47(1-2), 160-181. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2008.09.005>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. F. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431
- Eng, L. L., Lin, J., & Figueiredo, J. N. (2019). International Financial Reporting Standards adoption and information quality: Evidence from Brazil. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 30(1), 5-29. <https://doi.org/10.1111/jifm.12092>
- Euphasio Junior, J. W., & Carvalho, J. V. F. (2022). Reinsurance and solvency capital: Mitigating insurance companies' ruin probability. *Revista de Administração Contemporânea*, 26(1). <https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2022200191.en>
- Firestone, S., Lorenc, A., & Ranish, B. (2017). An empirical economic assessment of the costs and benefits of Bank Capital in the US. *Finance and Economics Discussion Series*, 2017(034). <https://doi.org/10.17016/FEDS.2017.034>
- Gupta, A., & Liang, B. (2005). Do hedge funds have enough capital? A Value-at-Risk approach. *Journal of Financial Economics*, 77(1), 219-253. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.005>
- Harrington, S. E. (2009). The financial crisis, systemic risk, and the future of insurance regulation. *Journal of Risk and Insurance*, 76(4). <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2009.01330.x>
- Horobet, A., Curea, S. C., Smedoiu Popoviciu, A., Botoroga, C.-A., Belascu, L., & Dumitrescu, D. G. (2021). Solvency risk and corporate performance: A case study on European retailers. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(11), 536. <https://doi.org/10.3390/jrfm14110536>
- Jang, S. (Shawn), Park, K., & Lee, J. (2011). Estimating Cashflow-at-Risk (CFaR). *Cornell Hospitality Quarterly*, 52(3), 232-240. <https://doi.org/10.1177/1938965510395746>
- Januzzi, F. V., Perobelli, F. F. C., & Bressan, A. A. (2012). Aplicação do CF@R e de cenários de stress no gerenciamento de riscos corporativos. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, 42(3), 545-579. <https://doi.org/10.1590/S0101-41612012000300005>
- LaRocque, E. C., Lowenkron, A., Amadeo, E., & Jensen, J. P. (2003). *Cenários probabilísticos: Conjugando análise de riscos e projeções macroeconômicas*. RiskControl Serviços Ltda e Tendências Consultoria Integrada.
- Lorson, J., Schmeiser, H., & Wagner, J. (2012). Evaluation of benefits and costs of insurance regulation – A conceptual model for Solvency II. *Journal of Insurance Regulation*, 31(1), 125-156.
- Lourenço, I., & Braunbeck, G. (2019). IFRS adoption in Brazil. In P. Weetman & I. Tsalavoutas (Eds.), *The Routledge Companion to Accounting in Emerging Economies*. Routledge Companions. 15-27.
- Machon, E. R., Petry, J. F., & Fernandes, F. C. (2017). Elaboração do panorama do mercado segurador brasileiro em relação à regulamentação internacional de solvência. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 14(31), 127. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2017v14n31p127>
- Maurer, F. (2015). How much cash is at risk in U.S. non-financial firms? A VaR-type measurement. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 31(4), 1579. <https://doi.org/10.19030/jabr.v31i4.9338>

- McNeil, A. J. (1997). Estimating the tails of loss severity distributions using extreme value theory. *ASTIN Bulletin*, 27(01), 117-137. <https://doi.org/10.2143/AST.27.1.563210>
- Moratis, G., & Sakellaris, P. (2021). Measuring the systemic importance of banks. *Journal of Financial Stability*, 54(4), 100878. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2021.100878>
- Oliveira, G. C., & Ferreira, A. N. (2019). Basileia III – Concepção e implementação no Brasil. *Revista Tempo do Mundo*, 4(1), 115-146.
- Oral, C., & CenkAkkaya, G. (2015). Cash flow at risk: A tool for financial planning. *Procedia Economics and Finance*, 23, 262-266. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00358-5](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00358-5)
- Özvural, Ö. (2004). *Cashflow-at-Risk in publicly traded non-financial firms in Turkey: An application in defense companies*. Bilkent University.
- Perobelli, F. F. C., & Securato, J. R. (2005). Modelo para mediação do fluxo de caixa em risco: Aplicação a distribuidoras de energia elétrica. *Revista de Administração de Empresas*, 45(4), 50-65. <https://doi.org/10.1590/S0034-75902005000400005>
- Perobelli, F. F. C., Januzzi, F. V., Berbert, L. J. S., & Medeiros, D. S. P. de. (2007). Fluxo de Caixa em risco: Diferentes métodos de estimação testados no setor siderúrgico brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, 5(2), 165-204.
- Perobelli, F. F. C., Januzzi, F. V., Berbert, L. J. S., Medeiros, D. S. P. de, & Probst, L. G. da S. (2011). Testando o “Cash-Flow-at-Risk” em empresas têxteis. *Nova Economia*, 21(2), 225-261. <https://doi.org/10.1590/S0103-63512011000200003>
- Ramsden, L., & Papaioannou, A. D. (2019). Ruin probabilities under capital constraints. *Insurance: Mathematics and Economics*, 88, 273-282. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2018.11.002>
- Renault, B. Y., & Agumba, J. N. (2016). Risk management in the construction industry: A new literature review. *MATEC Web of Conferences*, 66, 00008. <https://doi.org/10.1051/mateconf/20166600008>
- RiskMetrics. (1999). *CorporateMetrics Technical Document*. RiskMetrics Group.
- Salotti, B. M., & Carvalho, L. N. (2015). Convergence of accounting standards towards IFRS in Brazil. In I. Lourenço & M. Major (Eds.), *Standardization of Financial Reporting and Accounting in Latin American Countries* (pp. 79-102). IGI Global.
- Shibani, A., Hasan, D., Saaifan, J., Sabboubbeh, H., Eltaip, M., Saidani, M., & Gherbal, N. (2022). Financial risk management in the construction projects. *Journal of King Saud University – Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2022.05.001>
- Silva, R. L. M., & Nardi, P. C. C. (2017). Full adoption of IFRSs in Brazil: Earnings quality and the cost of equity capital. *Research in International Business and Finance*, 42. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.07.041>
- Stein, J. C., Usher, S. E., LaGattuta, D., & Youngen, J. (2001). A comparables approach to measuring Cashflow-at-Risk for non-financial firms. *Journal of Applied Corporate Finance*, 13(4), 100-109. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6622.2001.tb00430.x>
- Stumpp, P. M., Marshella, T., Rowan, M., McCreary, R., & Coppola, M. (2000, June). Putting Ebitda in perspective ten critical failings of Ebitda as the principal determinant of cash flow. *Moody's Investor Service*, 1-24.
- Wang, L. (2013). *The implications of solvency II to insurance companies*. University of South Carolina.
- Xu, B. Y. (2019). *Application of the CorporateMetrics Methodology in Heineken Company*. VSB – TECHNICAL UNIVERSITY OF OSTRAVA.
- Yan, M., Hall, M. J. B., & Turner, P. (2014). Estimating liquidity risk using the exposure-based Cash-Flow-at-Risk approach: An application to the UK banking sector. *International Journal of Finance & Economics*, 19(3), 225-238. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1495>