

Avaliando o Risco de Insolvência em Instituições Não Financeiras do Mercado de Capitais Brasileiro

Autoria

Bruno Meirelles Salotti - brunofea@usp.br

Curso de Pós-Grad em Controlad e Contab/Facul de Economia, Admin e Contab – PPGCC/FEA / USP - Universidade de São Paulo

João Vinícius de França Carvalho - jvfcarvalho@usp.br

Curso de Pós-Grad em Controlad e Contab/Facul de Economia, Admin e Contab – PPGCC/FEA / USP - Universidade de São Paulo

Resumo

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. O objetivo deste trabalho é mensurar o fluxo de caixa sob risco (CFaR) de companhias não financeiras do mercado de capitais brasileiro, preenchendo uma lacuna da literatura ao relacionar o CFaR com o Patrimônio Líquido das entidades, fornecendo uma medida de risco de insolvência. Para isso, utilizaram-se EBIT e EBITDA (trimestrais e anuais) para medir o CFaR. O painel foi composto por 186 empresas listadas na B3, entre 2010-2022, totalizando 4.897 empresas-trimestres. Segregaram-se as empresas em subgrupos, baseados em suas características (capitalização de mercado, lucratividade e volatilidade das ações). Os resultados sugerem a existência de padrões distintos de CFaR de cada subgrupo: as entidades menores, com menor lucratividade e com maior volatilidade mostraram-se mais suscetíveis a eventos adversos extremos. Ademais, o risco de insolvência é menor para as empresas mais antigas. Contudo, os resultados apontam que as companhias abertas não financeiras 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%.

Avaliando o Risco de Insolvência em Instituições Não Financeiras do Mercado de Capitais Brasileiro

Resumo

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. O objetivo deste trabalho é mensurar o fluxo de caixa sob risco (CFaR) de companhias não financeiras do mercado de capitais brasileiro, preenchendo uma lacuna da literatura ao relacionar o CFaR com o Patrimônio Líquido das entidades, fornecendo uma medida de risco de insolvência. Para isso, utilizaram-se EBIT e EBITDA (trimestrais e anuais) para medir o CFaR. O painel foi composto por 186 empresas listadas na B3, entre 2010-2022, totalizando 4.897 empresas-trimestres. Segregaram-se as empresas em subgrupos, baseados em suas características (capitalização de mercado, lucratividade e volatilidade das ações). Os resultados sugerem a existência de padrões distintos de CFaR de cada subgrupo: as entidades menores, com menor lucratividade e com maior volatilidade mostraram-se mais suscetíveis a eventos adversos extremos. Ademais, o risco de insolvência é menor para as empresas mais antigas. Contudo, os resultados apontam que as companhias abertas não financeiras 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%.

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

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, Verrall, & Yoon, 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, Ongena, Sprincean, & Tunaru, 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, Petry, & Fernandes, 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 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 na 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 a partir dos 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, Perobelli, & Bressan, 2012; Perobelli, Januzzi, Berbert, & Medeiros, 2007; Perobelli, Januzzi, Berbert, Medeiros, & Probst, 2011; Perobelli & Securato, 2005) como no exterior (Jang, Park, & Lee, 2011; Oral & CenkAkkaya, 2015; Özvural, 2004; Xu, 2019; Yan, Hall, & Turner, 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 (art. 195 da Lei 6.404/76). 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: 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.

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 o seu patrimônio líquido tornar-se negativo. Logo, monitorar o risco de insolvência é vital para qualquer entidade, independentemente do 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 (e.g., 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 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 os 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 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, Delbaen, Eber, & Heath, 1999), dando origem à medida *Cash Flow at Risk (CFaR)*.

2.2. *Cash Flow at Risk (CFaR)*

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 em 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 uma outra proposta de mensuração do *CFaR*, que os autores denominaram de 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 dos seus fluxos de caixa históricos.

A metodologia utilizada por Stein et al. (2001) – detalhada na seção 3 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 a sua relevância e 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 desenvolvidas 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. Dentre 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, Christensen, Ciesielski, & Whipple, 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* a partir dos 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*

Passo 1 – Definição da Medida de Fluxo de Caixa Operacional

Stein et al. (2001) utilizou 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 2, todos os testes foram refeitos utilizando o *EBIT*.

Passo 2 – Regressão para Projetar Fluxo de Caixa Estimado Trimestral

A fim de medir 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 um modelo de séries temporais autorregressivo de ordem 4, com o intuito de capturar a dinâmica de um exercício social completo.

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

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 ε_t representam os choques aleatórios do período t.

Também foram adicionadas variáveis *dummy* para capturar possíveis sazonalidades nos dados. Em todos os trimestres, o modelo foi ajustado utilizando os últimos 5 anos de dados, seguindo a metodologia de Stein et al. (2001).

Passo 3 – Regressão para Projetar 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:

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

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 ε_t representam 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. Mas sim, esse procedimento é fundamental 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, Jorgensen, Samorodnitsky, Sarma, & De Vries, 2013; McNeil, 1997).

Uma vez definidos os modelos de projeção (trimestral e anual) dos fluxos de caixa, as regressões são realizadas para cada empresa/trimestre e, com base nesse modelo, projeta-se o fluxo de caixa de cada empresa/período. Em seguida, esta projeção 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 projetado a partir de 4.897 regressões. Além disso, o procedimento foi realizado para bases trimestrais e anuais, utilizando EBIT e EBITDA.

Como exemplos, apresentam-se na Tabela 1 os resultados das regressões da Ambev para se obter o EBITDA/Ativo do 1º trimestre de 2015, com base nos dados de 2010 a 2014.

Tabela 1. Resultados da Regressão para Projetar o EBIT e o EBITDA da Ambev

Painel A: EBIT/Ativo				
	1 Trimestre	2 Trimestres	3 Trimestres	4 Trimestres
Utilizando dados trimestrais				
Coefficiente	0,229	-0,086	-0,132	0,273
Estatística t	1,076	0,416	0,633	0,953
R ² =0,818855				
Utilizando dados anualizados				
Coefficiente	1,0765	0,0649	-0,8764	0,5623
Estatística t	3,9854	0,2429	2,7932	2,3745
R ² =0,6999119				
Painel B: EBITDA/Ativo				
	1 Trimestre	2 Trimestres	3 Trimestres	4 Trimestres
Utilizando dados trimestrais				
Coefficiente	0,259	-0,072	-0,170	0,299
Estatística t	1,232	0,353	0,826	1,100
R ² =0,831203				
Utilizando dados anualizados				
Coefficiente	1,0765	0,0649	-0,8764	0,5623
Estatística t	3,9854	0,2429	2,7932	2,3745
R ² =0,7029205				

Fonte: elaboração própria.

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.

Passo 4 – Segregação dos Erros de Projeção baseado nas Características das Companhias

A base utilizada possui informação de companhias com diferentes características (e.g., 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, encontrou quatro características mais fortemente associadas aos padrões da volatilidade dos erros de previsões: (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:

- (1) X₁: Capitalização de mercado, quantidade de ações em circulação vezes a cotação da ação;
- (2) X₂: Lucratividade, EBITDA anual dividido por ativo total no início do período;
- (3) X₃: Volatilidade do preço da ação, desvio-padrão dos preços diários das ações no período de 3 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 2^3 partições, gerando 8 diferentes subgrupos relativamente homogêneos de empresas, segregadas de acordo com suas características.

Passo 5 – Construção do CFaR

A partir dos dados de erros de projeção, segregados em 8 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 que se queira avaliar o *CFaR*, a qual dos 8 subgrupos ela pertence, com base nas 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 qual 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 os seus passivos), avaliamos quantas entidades da amostra se tornaram insolventes, admitindo-se a ocorrência do *CFaR*.

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 dez/2010 a jun/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-IFRS (Eng, Lin, & Figueiredo, 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 12 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 31/08/2022), volatilidade dos preços diários da ação dos últimos 3 meses (entre março e junho de 2022) e total do PL contábil consolidado das entidades em 30/06/2022. Em 31/08/2022, constavam como empresas ativas na base Economática um total de 692 empresas. 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.

Tabela 2. Amostra utilizada na pesquisa

Quantidade total de cias abertas ativas em 31/08/2022:	692
(-) Bancos e Seguradoras:	-83
Sub-total (1)	609
(-) Empresas com dados a partir de 30/06/2017:	-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: elaboração própria.

Os dados foram segregados em 8 subgrupos, conforme descrito na seção 3.1. Inicialmente, os erros foram divididos em 2 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 2 subgrupos anteriores em 4 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 4 subgrupos anteriores em 8 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 8 subgrupos

Subgrupo	Código	Qt. de dados	Qt. 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: elaboração própria.

Para cada um dos 8 subgrupos, foram calculados os *CFaR* para diferentes níveis de risco (5%, 1%, 0,5% e 0,03%), e utilizando EBIT e EBITDA (com dados trimestrais e anuais). 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

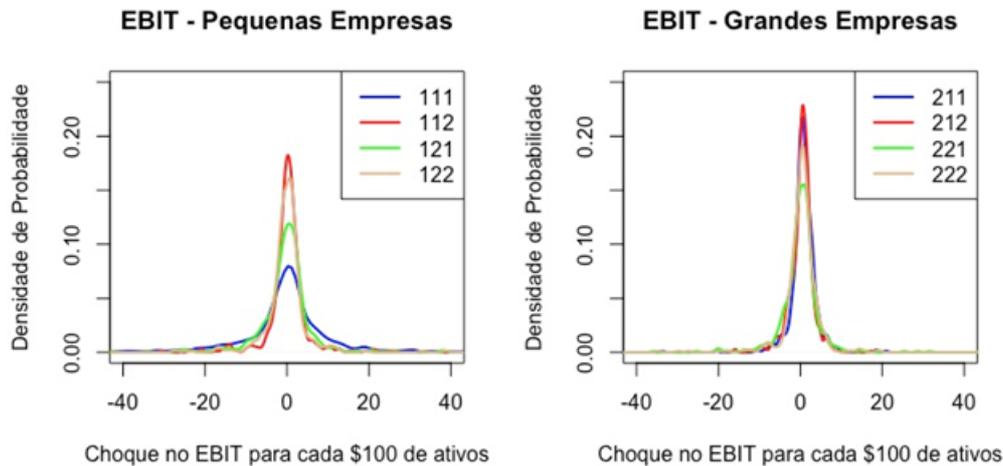
Os procedimentos realizados na seção 3 fornecem, segundo Stein et al. (2001), uma forma não paramétrica muito poderosa para avaliar o *CFaR* para qualquer empresa da amostra. Para isso, basta localizar em qual dos 8 subgrupos a empresa se encontra, em função das suas respectivas características: capitalização de mercado, lucratividade e volatilidade de suas ações.

Logo, os aproximadamente 600 erros de previsão do subgrupo podem ser avaliados como uma descrição da distribuição empírica do *CFaR* desta empresa.

4.1. Análise do Modelo Geral

A Figura 1 apresenta os histogramas que representam a distribuição não paramétrica de cada um dos 8 subgrupos, descritos na Tabela 3.

Figura 1. Distribuições empíricas do *CFaR* dos 8 subgrupos da amostra



Fonte: elaboração própria.

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 4 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 *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). Esse valor 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 (e.g., 111 e 121) tendem a ser, em todos os cenários avaliados, mais severos do que os melhores subgrupos (e.g., 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 12 meses já contém 9 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, tendo em 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%

		Tamanho	5,00%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-21,33	-11,76
		2	-4,20	-7,16
	2	1	-7,32	-7,33
		2	-4,56	-4,91

		Tamanho	5,00%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-21,85	-12,32
		2	-4,94	-8,22
	2	1	-7,24	-7,86
		2	-5,35	-6,15

		Tamanho	5,00%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-23,01	-12,84
		2	-2,78	-6,68
	2	1	-8,61	-7,98
		2	-4,13	-2,99

		Tamanho	5,00%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-23,09	-11,89
		2	-2,07	-6,29
	2	1	-7,16	-7,34
		2	-4,40	-4,30

		Tamanho	1,00%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-69,20	-39,69
		2	-8,65	-19,94
	2	1	-20,84	-18,12
		2	-9,32	-14,52

		Tamanho	1,00%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-67,77	-35,31
		2	-9,52	-22,01
	2	1	-19,01	-19,07
		2	-9,88	-17,44

		Tamanho	1,00%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-74,63	-36,00
		2	-10,27	-21,87
	2	1	-25,77	-27,11
		2	-12,30	-21,91

		Tamanho	1,00%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-77,01	-31,21
		2	-7,22	-29,29
	2	1	-24,56	-30,05
		2	-12,01	-20,98

Fonte: elaboração própria.

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%

		Tamanho	0,50%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-100,86	-53,29
		2	-15,26	-33,50
	2	1	-23,91	-27,14
		2	-10,56	-27,47

		Tamanho	0,50%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-127,28	-55,93
		2	-14,72	-32,88
	2	1	-45,28	-44,65
		2	-16,14	-34,19

		Tamanho	0,03%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-251,96	-128,25
		2	-31,31	-72,81
	2	1	-76,60	-56,24
		2	-16,01	-77,54

		Tamanho	0,03%	
			Lucratividade	
EBIT/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-320,17	-99,14
		2	-27,01	-168,56
	2	1	-73,23	-80,98
		2	-21,36	-73,39

		Tamanho	0,50%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-102,96	-49,33
		2	-16,63	-32,41
	2	1	-23,06	-27,60
		2	-10,96	-29,76

		Tamanho	0,50%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-121,28	-55,72
		2	-9,96	-33,45
	2	1	-44,17	-44,10
		2	-15,32	-34,17

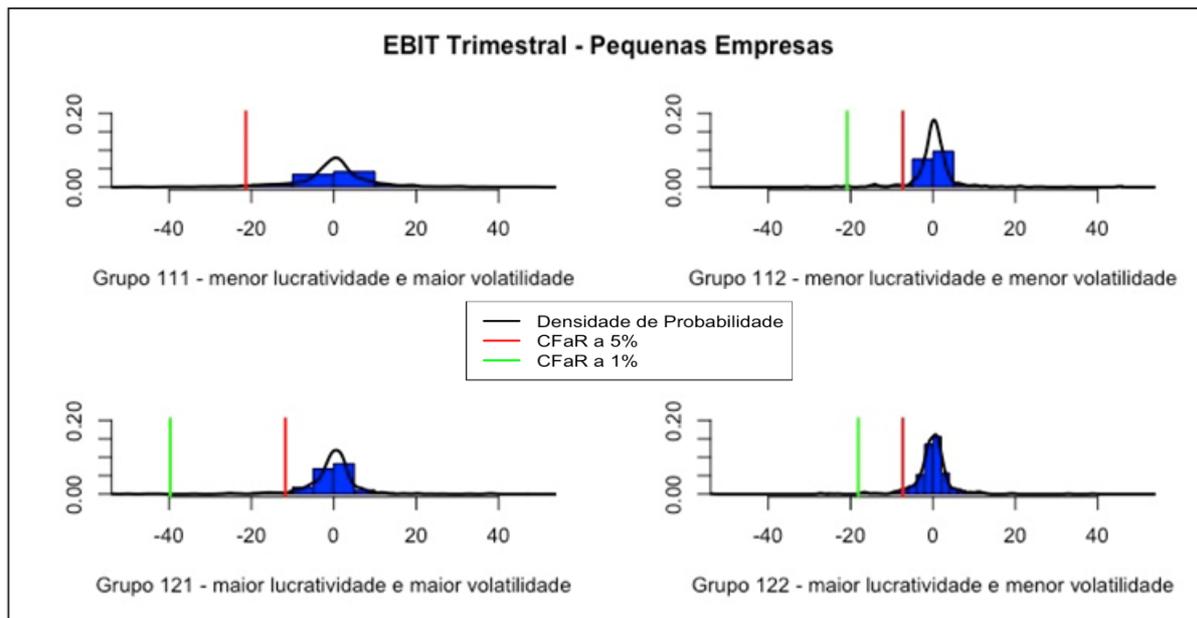
		Tamanho	0,03%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-trimestral			1	2
Volatilidade	1	1	-251,21	-121,17
		2	-34,36	-67,81
	2	1	-73,13	-51,78
		2	-15,95	-77,55

		Tamanho	0,03%	
			Lucratividade	
EBITDA/Ativo-Anual			1	2
Volatilidade	1	1	-317,32	-94,52
		2	-30,14	-172,05
	2	1	-73,14	-80,79
		2	-25,66	-73,12

Fonte: elaboração própria.

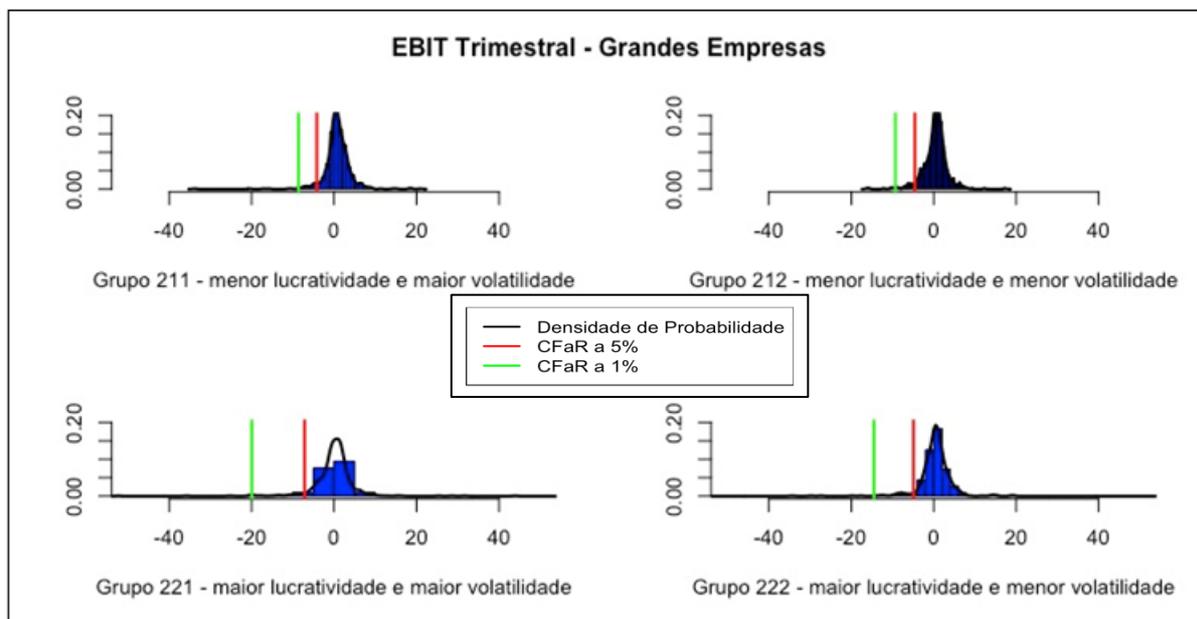
Os resultados também podem ser visualizados e interpretados em forma gráfica. Uma vez que os resultados de EBIT e EBITDA em bases trimestrais e anuais são relativamente semelhantes, apresentam-se nas Figuras 2 e 3 os histogramas dos *CFaR* apurados em cada um dos 8 subgrupos, utilizando apenas o EBIT trimestral como referência.

Figura 2. Distribuições empíricas do *CFaR* das pequenas empresas



Fonte: elaboração própria.

Figura 3. Distribuições empíricas do *CFaR* das grandes empresas



Fonte: elaboração própria.

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.

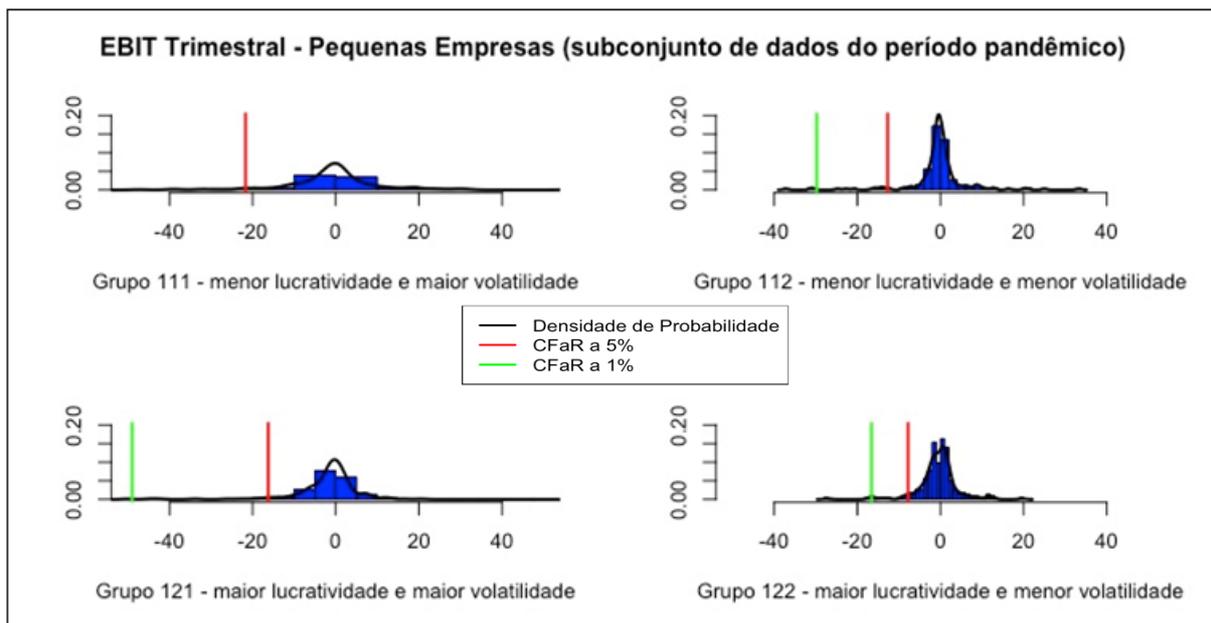
Também é possível verificar que, nos subgrupos das grandes empresas, as entidades de menor lucratividade (211 e 212) apresentam-se em situação de menor risco do que as demais,

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 dos seus fluxos de caixa é relativamente menor, gerando maior estabilidade para as suas previsões.

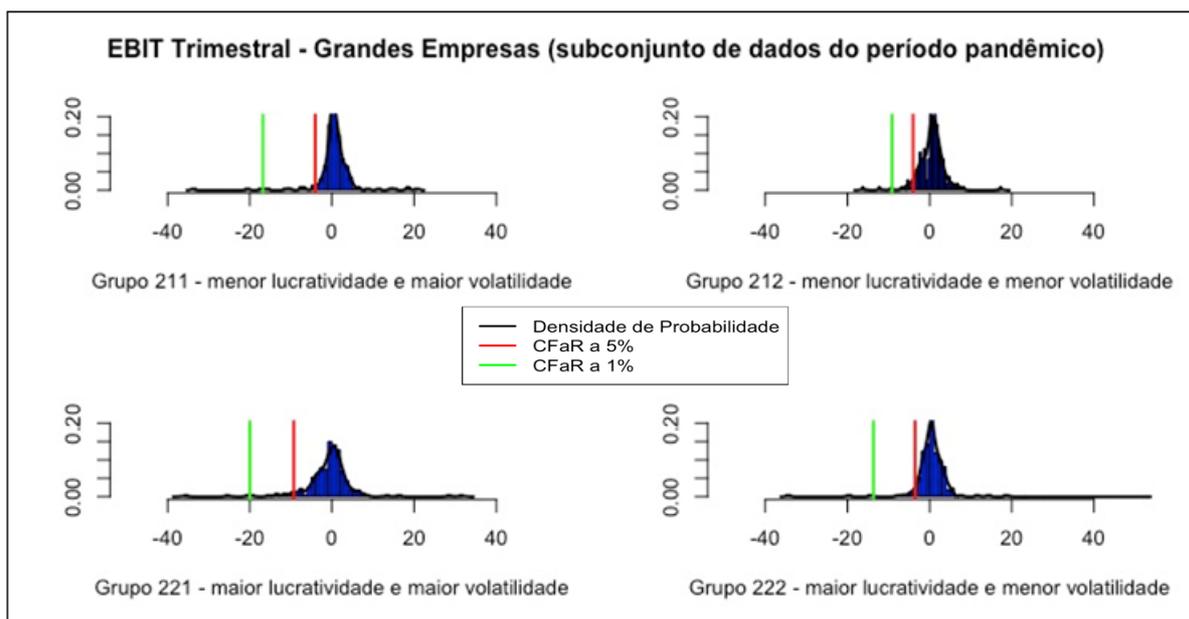
4.2. Análise em um cenário extremo: o que aconteceu durante a pandemia?

Um recorte temporal da maior relevância é o período da pandemia, um evento extremo, imprevisível, que teve início em março/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 (1º tri/2020 a 2º tri/2022). Os resultados são apresentados nas Figuras 4 e 5.

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



Fonte: elaboração própria.

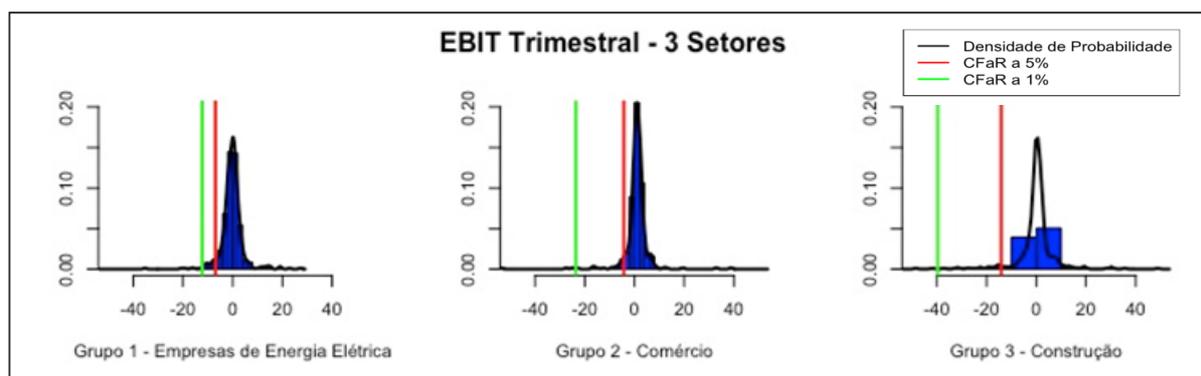
Figura 5. Distribuições empíricas do *CFaR* das pequenas empresas, durante a pandemia

Fonte: elaboração própria.

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. A partir disso, 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 Econômica, 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 3 subgrupos. A Figura 6 apresenta os resultados obtidos.

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

Fonte: elaboração própria.

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 3.2, 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
Qt. 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 <i>CFaR</i>									
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
Percentual de empresas com PL positivo que passam a ter PL negativo após cenário <i>CFaR</i>									
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: elaboração própria.

As primeiras linhas da Tabela 6 trazem as quantidades de empresas por subgrupo, segregando-as 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 o seu capital, dado o risco de obtenção de um fluxo de caixa adverso no futuro.

Analisando individualmente cada subgrupo, o grupo 111 é o que mais impactado do *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, a composição desse subgrupo é formada 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
Qt. 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 se passam a ter PL negativo após cenário <i>CFaR</i>									
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 <i>CFaR</i>									
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: elaboração própria.

Das 104 empresas deste recorte, apenas 1 (1,0%) tornar-se-ia tecnicamente insolvência, utilizando o cenário de risco de 5%. O grupo 111 continua sendo aquele mais suscetível à insolvência, 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.

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, Lorenc, & Ranish, 2017; Lorson, Schmeiser, & Wagner, 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., Sprincean, 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., ... Siegert, C. (2015). *Measuring the macroeconomic costs and benefits of higher UK bank capital requirements*.
- 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>
- 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*.
- 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*

- (1st ed.). Routledge Companions.
- Macohon, 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). *CASH FLOW-AT-RISK IN PUBLICLY TRADED NON-FINANCIAL FIRMS IN TURKEY: AN APPLICATION IN DEFENSE COMPANIES*. BILKENT UNIVERSITY - ANKARA.
- 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 Estimção Testados no Setor Siderurgico 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>
- 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>
- 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*. (R. Group, Ed.).
- 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>