

EFICÁCIA DOS MODELOS DE GERENCIAMENTO DE RISCOS EM TEMPOS DE CRISE COVID-19

Luana Dennis Teixeira
luanadennis@hotmail.com
UFMG

José Roberto de Souza Francisco
Jroberto@face.ufmg.br
UFMG/PPGC

Rosemary da Paixão Oliveira
rosepaixaooliveira@gmail.com
UFMG

Resumo: O presente trabalho se propõe a estudar a eficácia dos modelos de gerenciamento de risco em períodos normais e em períodos de crise. O objetivo é analisar se determinado modelo que apresenta bons resultados em períodos com pouca volatilidade também será satisfatório em momentos de estresse. Ademais, busca-se determinar qual modelo é mais adequado (aquele que apresenta menos violações) em momentos de crise. Neste estudo utilizou-se dados da atual crise mundial gerada pelo COVID-19 em 2020. Para medir o risco utilizou-se diferentes metodologias do VaR, a saber: Simulação Histórica, Distribuição Delta Normal, EWMA e T-Student. O modelo usando-se uma T-Student com 6 graus de liberdade mostrou-se o mais significativo estatisticamente, com eficácia para o gerenciamento de risco uma vez que não superestimou o risco do portfólio. Já os modelos Histórico, EWMA e Delta Normal, não se apresentaram satisfatórios estatisticamente.

Palavras Chave: Gerenciamento Riscos - Eficácia de Modelos - Crise COVID-19 - -

1 INTRODUÇÃO

No final de 2019 um vírus passou a causar uma doença pulmonar grave em milhares de pessoas na China. Ainda não há comprovações científicas que demonstrem como ele surgiu na espécie humana, mas muitos acreditam que ele foi criado em laboratórios (RINCON, 2020).

Há ainda quem diga que ele veio do morcego e quem afirma que o pangolim, o único mamífero com escamas, tenha sido um hospedeiro intermediário do vírus (Veja Saúde, 2020).

Grande parte dos cientistas, no entanto, alegam que a fórmula desse vírus, o SARS-CoV-2 é muito diferente daquelas vistas em vírus do mesmo grupo. Para eles, o mais provável é que tenha passado por processos de evolução natural, visto que já existiu uma versão do vírus no passado (RINCON, 2020).

Mesmo sem saber a origem ao certo, o que se sabe é que esse vírus se espalhou para vários países do mundo e em março de 2020 a OMS decretou estado de pandemia (UNA-SUS, 2020).

Conforme o número de casos aumentava, os países tinham que tomar providências, pois o vírus é altamente contagioso e estava gerando graves consequências de superlotação nos hospitais e causando a morte de muitas pessoas (UNA-SUS, 2020).

Fechar o comércio, locais de lazer e outros locais que podem gerar aglomerações foi a solução encontrada por muitos governantes. Apesar de ser a única forma de conter o alastramento da doença, essa decisão gera um impacto econômico muito grande (Agência Brasil, 2020).

Em várias cidades foi possível ver empreendimentos fechando e inúmeros trabalhadores sendo demitidos. Além disso, a perspectiva econômica da população de uma forma geral foi muito afetada. Muitos tiraram dinheiro que tinham investido na bolsa de valores, seja por precisarem dele ou por não estarem dispostos a tomar o risco que esse mercado exige, ainda mais em momentos de tanta incerteza (Agência Brasil, 2020).

Diante de um cenário como o descrito acima, esse estudo visa entender se alguns modelos de gerenciamento de risco podem ser ditos como eficazes mesmo em meio a essa situação tão extrema, com quedas tão bruscas como as que foram vivenciadas. Serão apresentados e testados empiricamente diferentes modelos de VaR em períodos distintos.

Primeiramente, cada modelo será testado em um período considerado “pré crise”, ou seja, um período em que a economia não sofreu grandes baques e não apresentou grandes oscilações. Posteriormente, os mesmos modelos serão testados em um período de crise vivenciada pelo país, no caso, a atual crise ocorrida devido ao COVID-19 (VEJA SAUDE, 2020).

Com base nos argumentos expostos nos parágrafos anteriores tem-se a seguinte questão de pesquisa: **Qual modelo de gerenciamento de risco apresenta mais eficácia em tempos de crise do COVID-19?** O objetivo será comparar a eficácia dos modelos de gerenciamento de riscos em períodos normais e em períodos de crise e determinar qual modelo é mais adequado (aquele que apresenta menos violações) para lidar com o momento vivido da crise mundial gerada pelo COVID-19 em 2020.

A relevância científica do tema decorre da falta de trabalhos empíricos publicados acerca do assunto, visto que o período a ser pesquisado ainda é muito recente e o processo de aceitação desse tipo de trabalho é longo.

Sendo assim, o presente estudo mostra-se socialmente relevante uma vez que a atual crise econômica vem causando impactos em todos os setores da economia a nível mundial. Logo, o gerenciamento de risco das instituições, que pode parecer irrelevante para muitos, na verdade, pode impactar diretamente a vida dos cidadãos, comprometendo empregos, a sociabilidade e investimentos de uma vida inteira (LOWENKRON, 2010).

Além disso, entende-se que a discussão do tema pode contribuir para demonstrar aos gestores empresariais e investidores individuais a importância de gerenciar o risco na montagem e acompanhamento de uma carteira de investimentos (BIS, 2004). Um bom gerenciamento permite uma mensuração dos riscos de forma mais eficaz e, conseqüentemente, uma busca por maiores ganhos e excelência nos investimentos (ASSF NETO, 2012).

Do ponto de vista prático o estudo utilizará dados reais de ações listadas na bolsa brasileira e calculará o *Value at Risk* (VaR) utilizando diferentes modelos, visando analisar a eficácia de cada um deles em diferentes momentos da economia (DOWD, 1998 e Brito, 2007).

O tema escolhido foi objeto de grande interesse na área em questão, especialmente por se tratar de algo bastante atual, e de reflexões econômico-financeiras que advêm da ruptura de forma geral a nível social.

Há inúmeros autores que dedicaram muito tempo no estudo de assuntos relacionados ao gerenciamento de risco e produziram materiais excelentes sobre o assunto. Dentre eles, destaca-se Michel Crouhy (2004), Aswath Damodaran (2009), Freitas *et. All.* (2020), Fabiano Guasti Lima (2016), Philippe Jorion (2003) e Harry Markowitz (1952), que serão muito citados ao longo deste estudo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 - GERENCIAMENTO DO RISCO

Mesmo sendo algo inerente à existência humana e presente em praticamente todas as esferas da vida, a definição de risco não é algo unânime.

Segundo BCBS (2006), as primeiras discussões sobre o assunto basearam-se na diferenciação entre risco passível de ser quantificado de forma objetiva e o risco subjetivo.

Em épocas distintas, conceituaram o termo risco, tais como Bernstein (1997, p. 8), que afirmava que “a palavra risco deriva do italiano antigo *risicare*, que significa ‘ousar’. Já autores como Brigham e Ehrhardt (1977, pg. 205) definem risco como sendo “a oportunidade de que um evento desfavorável ocorra”. No entanto, em debates mais atuais, é possível entender que “o conceito de risco pode ser visto como aquele que indica um impacto negativo potencial sobre um ativo ou alguma característica de valor que possa surgir a partir de alguns processos ou eventos futuros” (NUNES, 2009, p. 14).

Na perspectiva do mercado financeiro, a palavra risco é vista como a “probabilidade de perda financeira” (GITMAN, 2004, p. 184), ou ainda como a “variabilidade de resultados inesperados” (JORION, 2010, p. 3).

Portanto, nesse mercado é possível perceber um grande marco com o artigo denominado *Portfolio Selection*, publicado no *Journal of Finance* em junho de 1952 por um estudante da Pós-Graduação da Universidade de Chicago, Harry Markowitz (MARKOWITZ, 1952).

Markowitz (1952) utilizou seus conhecimentos em programação linear visando utilizar a noção de risco para a construção de portfólios. Já Ruppenthal (2013), associou o risco incorrido em determinado investimento à variância do mesmo, sendo esta variância vista como algo indesejável e que deveria ser minimizada, enquanto o retorno era algo desejável e que deveria ser maximizado.

2.2 VALUE AT RISK

O termo VaR foi citado algumas vezes acima. Esse é um mecanismo importante para “medir o risco”, e por isso, será tratado de forma mais detalhada.



Segundo Damodaran (2009), em sua forma mais geral, o VaR mede a perda potencial de valor de um ativo ou de uma carteira de ativos com risco, ao longo de um dado período e para um dado nível de confiança.

Já Crouhy (2004) define VaR como a pior perda que poderia ser esperada em decorrência de se deter um título ou uma carteira por um dado período, dado um nível especificado de probabilidade.

Com o intuito de explicar o cálculo do VaR será adotada a forma algébrica (JORION, 2003). Para isso, considere o Valor em Risco VaR_t^u (a notação u significa unidades monetárias e t é o tempo), de uma carteira de valor Ω_t , no período t , como:

$$P\{\Delta\Omega_t \leq VaR_t^u\} = \alpha\% \quad (1)$$

Em que:

- $\Delta\Omega_t$ é a variação do valor da carteira no tempo Ω_t ;
- $\alpha\%$ é o nível de significância.

Pensando no retorno r_t da carteira Ω , tem-se que o VaR é:

$$P\left\{\left(\frac{\Delta\Omega_t}{\Omega_{t-1}}\right)\Omega_{t-1} \leq VaR_t^u\right\} = \alpha\% \rightarrow P\{r_t \leq VaR_t^u \Omega_{t-1}^{-1}\} = 1 - \alpha\% \quad (2)$$

Assim, o VaR em termos de retorno é

$$P\{r_t \leq VaR_t\} = 1 - \alpha\% \quad (3)$$

Em que o impacto monetário é dado por

$$VaR_t = VaR_t \Omega_{t-1} \quad (4)$$

As variações entre os modelos de estimação do VaR ocorrem devido a forma como é calculada a probabilidade $P\{r_t \leq VaR_t\}$.

Sendo essa probabilidade dada por:

$$P\{r_t \leq VaR_t\} = \int_{-\infty}^{VaR_t} f(r_t) dr_t = \alpha\% \quad (5)$$

A parametrização de $f(r_t)$ determina o VaR_t .

Sendo assim, se a especificação de $f(r_t)$ envolver fatores financeiros distintos às variações dos retornos r_t , como indexadores do mercado financeiro, tem-se o VaR paramétrico. Já nos casos em que for utilizada uma distribuição empírica de r_t , tem-se o VaR não-paramétrico.

2.3 MODELOS DE CÁLCULO DO VALUE AT RISK

2.3.1 Modelos Paramétricos

O método paramétrico tem esse nome, pois, para calcular o VaR, é necessário consultar os parâmetros de uma distribuição (CROUHY, GALAI e MARK, 2004).

O primeiro passo é definir qual distribuição será utilizada, ou seja, em qual distribuição os retornos serão encaixados.

As mais usadas são as:

- Distribuição Delta Normal
- Distribuição *T-Student*

Distribuição Delta Normal

É o modelo de VaR mais simplificado, pois considera que os fatores de risco são distribuídos de forma normal e as posições podem ser representadas pelas suas exposições de delta (JORION, 2003).

Como a distribuição normal é caracterizada pelos seus dois primeiros momentos, é necessário apenas derivar a mediana e a variância dessa distribuição a partir:

- da contribuição multivariante dos fatores de risco; e
- da composição da carteira.



Considerando N fatores de risco, primeiramente é necessário definir $x_{i,t}$ como as exposições agregadas em todos os instrumentos para cada fator de risco i , medidas em unidades monetárias. De forma similar, é possível dividi-los pelo valor atual do portfólio W para obter o peso do portfólio $w_{i,t}$.

$$\text{A taxa de retorno do portfólio é } R_{p,t+1} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,t+1}, \quad (6)$$

onde os pesos $w_{i,t}$ são indexados por tempo para indicar que este é o portfólio atual.

Esse método permite fácil agregação de riscos para portfólios grandes devido à propriedade de invariância de variáveis normais: portfólios de variáveis comuns em conjunto são eles próprios normalmente distribuídos.

O pressuposto de normalidade do portfólio também é justificado pelo teorema do limite central, que afirma que a média de variáveis aleatórias independentes converge para uma distribuição normal. Para carteiras diversificadas em vários fatores de risco com correlações modestas, essas condições podem ser atendidas.

Usando notações matriciais, a variação do portfólio é dada por

$$\sigma^2(R_{p,t+1}) = w_t' \varepsilon_{t+1} w_t \quad (7)$$

onde ε_{t+1} é a previsão da matriz de covariância no horizonte do VaR.

O portfólio VaR então é:

$$VaR = \alpha \sqrt{x_t' \varepsilon_{t+1} x_t} = \alpha W \sqrt{w_t' \varepsilon_{t+1} w_t} \quad (8)$$

onde α é o desvio correspondente ao nível de confiança para a distribuição normal.

De forma simplificada, o VaR é calculado através da seguinte fórmula:

$$VaR = W \times \sigma \times Z(\alpha) \quad (9)$$

Onde,

- W é a exposição, ou seja, o valor de mercado da carteira;
- σ representa o desvio padrão do fator de risco do ativo no período t ;
- $Z(\alpha)$ representa a quantidade de desvios-padrão de uma distribuição normal padrão, indicando o grau de confiança escolhido.

Distribuição *T-Student*

Assim como a distribuição Normal, *T-Student* é uma distribuição de probabilidade teórica e simétrica (SOUZA, 2016). Ela possui caudas mais largas do que a normal, logo, permite valores mais extremos e apresenta menores probabilidades para valores ao redor da média, onde a Normal é mais pesada (GUJARATI e PORTER, 2011).

O que define e caracteriza a forma de uma *t* de Student é um único parâmetro v que corresponde ao seu número de graus de liberdade. Quanto maior for esse parâmetro, mais próxima da Normal ela será (GUJARATI e PORTER, 2011).

Para utilizar essa distribuição no cálculo do VaR, é importante escolher o número de graus de liberdade a ser usado. De acordo com Jorion, em seu livro *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, de 2007, para ativos financeiros lineares, como ações, o ideal é considerar 6 graus de liberdade.

No entanto, em outro livro, um pouco mais recente, *Financial Risk Manager Handbook*, escrito com conhecimento da crise (2009), já admite usar de 4 a 5, dando à distribuição caudas mais largas.

Média Móvel Exponencialmente Ponderada (EWMA)

O documento técnico do RiskMetricsTM (Morgan, 1996) apresenta uma sugestão de que se adote a média móvel exponencialmente ponderada (EWMA), que atribui pesos que declinam geometricamente conforme se recua no tempo, dando assim mais importância às observações recentes.



Os retornos históricos, aplicados em EWMA a estimativa da volatilidade futura pode reagir mais rapidamente, logo após a ocorrência de um retorno excepcional, reduzindo a importância das observações gradativamente ao longo do tempo. Ajuste de sensibilidade às ocorrências mais recentes depende do parâmetro de amortização (λ), cujos valores sugeridos pelo referido documento são 0,94 e 0,97, para dados diários e mensais, respectivamente. Podendo-se definir a média móvel ponderada de uma série temporal matematicamente por:

$$h_t = \sqrt{\lambda \cdot h_{t-1}^2 + (1 - \lambda) r_{t-1}^2} \quad (10)$$

Em que:

- h_t é a volatilidade condicional na data t para o ativo;
- r_t é o retorno do ativo, para o período t;
- r_{t-1} representa o retorno do ativo, para o período t-1;
- λ é fator de decaimento, tal que $0 < \lambda < 1$.

Simulação Histórica

“Simulação histórica é um meio popular de estimar o VaR, pois envolve o uso de dados passados de forma direta, como um guia para estabelecer o que pode acontecer no futuro.” (HULL, 2005; p. 414).

Esse método é considerado o mais simples de estimação do VaR. Para executá-lo é necessário definir um período e obter uma série histórica de dados para cada fator de risco. Feito isso, monta-se uma espécie de histograma das variações da carteira e obtém-se medida do VaR, conforme o nível de confiança desejado (JORION, 2003).

Para exemplificar, imagine uma amostra de 160 dias e um intervalo de confiança de 95%. O VaR será a 9ª pior perda, visto que 5% de 160 é 8.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 ABORDAGEM

A pesquisa é baseada em uma abordagem quantitativa, visto que trabalha com variáveis numéricas, visando analisar a eficácia da capacidade preditiva do modelo de mensuração de risco de mercado denominado Value at Risk (VaR). Segundo Gonçalves e Meirelles (2004), em pesquisas quantitativas os dados são representados por métricas quantitativas, tendo como elemento de apoio central a linguagem matemática como sua forma de expressão e tratamento.

3.2 MÉTODO DE PESQUISA

Este estudo pode ser considerado uma pesquisa descritiva, quanto aos fins, visto que pretende descrever um comportamento, um acontecimento que pode auxiliar no entendimento de uma questão que se pretende responder (VERGARA, 2000).

Em se tratando da investigação, trata-se de uma pesquisa ex-post facto, em que se opera sobre fatos já ocorridos, sobre os quais o pesquisador não exerce qualquer controle. Gil (2019, p. 115) postula que “as pesquisas deste tipo são as que no campo econômico mais se aproximam da experimentação. O estímulo não é manipulado livremente pelo pesquisador, mas é de certa forma, controlado a partir das informações previamente conhecidas”.

3.3 AMOSTRA

Foram utilizadas cotações diárias expressas em preço unitário (PU) de algumas ações contidas em dois importantes índices brasileiros, o IBrX 50 e o SMLL11. Utilizou-se estes

dois índices porque no primeiro caso tem-se empresas consideradas mais líquidas. O IBrX50 tem como objetivo ser o indicador do desempenho médio das cotações dos 50 ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro e é usado em diversos trabalhos científicos (B3, 2020). Já no segundo, tem-se empresas ilíquidas. O SMLL11 tem o objetivo de ser o indicador do desempenho médio das cotações dos ativos de uma carteira composta por empresas importantes, porém de menor capitalização. Ele é muito utilizado em trabalhos que buscam analisar papéis com menor liquidez (B3(1), 2020). Dessa forma, foi possível verificar o comportamento destes dois tipos de empresa.

Foram analisadas 20 empresas de cada um desses índices, em um período de 2 anos. Essa quantidade de empresas foi vista como adequado uma vez que possuem, juntas, mais de 50% da participação de cada um dos índices escolhidos.

Para o período “pré crise” usou-se dados de outubro de 2016 até setembro de 2018 e para o período de “crise”, dados de outubro de 2018 a outubro de 2020 (a crise de fato começou em 2020, no entanto, para que os valores sejam mais confiáveis e mais pertos da realidade é necessário realizar um estudo com uma quantidade maior de observações e é importante que a comparação entre duas situações seja feita com base em um mesmo horizonte temporal).

As empresas selecionadas foram aquelas com maior participação nos índices citados acima (tendo como base dados de junho de 2020) e que tinham dados suficientes disponíveis. Para as ações analisadas IBrX 50 Portfólio com ações mais líquidas são: Ambev, B3, Banco do Brasil, Bradesco, B2W Digital, Equatorial Energia, Itausa, Itaú Unibanco, JBS, Lojas Americanas, Lojas Renner e Magazine Luiza. Já para as ações analisadas SMILL11 com portfólio de ações Ilíquidas são: Alupar Investimentos, Companhia Energética de São Paulo, Kroton Educacional, Copasa, Companhia Siderúrgica Nacional, Cyrela, Embraer, EDP Brasil, Eneva, Fleury, Metalurgica Gerdau, Locamerica, Marfrig, MRV, Odontoprev, PetroRio, Qualicorp, Taesa, Via Varejo e YDUQS.

3.4 TRATAMENTO DE DADOS

Com todos os dados coletados, calculou-se o VaR de quatro diferentes formas. Primeiro, utilizando a abordagem Delta Normal, depois utilizando a abordagem EWMA, em seguida a *T-Student* (com 6 graus de liberdade) e por último o Método Histórico. Para cada uma delas foi calculado o VaR com IC de 90, 95 e 99%.

Essas formas de cálculo do VaR foram escolhidas por diferentes motivos. A abordagem Histórica é bem tradicional e leva em conta dados passados para a previsão do futuro. No entanto, nem sempre apresenta resultados satisfatórios, por isso, é importante destacar os resultados obtidos com ela e comparar com outras formas. No caso deste trabalho, Delta Normal e *T-Student*. A abordagem Delta Normal também é uma abordagem fácil de ser aplicada e graças ao Teorema do Limite Central pode ser aplicada mesmo que os fatores de risco não sejam normais. Já a abordagem *T-Student* foi escolhida por apresentar caudas mais largas do que a Normal, e assim permitir valores mais extremos, o que pode ser relevante ao analisar dados de um período de crise. Além disso, utilizou-se também a abordagem EWMA, indicada pelo Risk Metrics.

Depois de realizar todos os cálculos, verificou-se a quantidade de retornos abaixo do VaR em cada uma das empresas, analisando se essa quantidade era maior ou menor do que a esperada de acordo com o nível de confiança.

4 ANÁLISE DE DADOS

4.1 ABORDAGEM DELTA NORMAL – PERÍODO PRÉ CRISE

O cálculo do VaR foi feito considerando um índice de confianças de 90, 95 e 99%. Foi possível perceber que à medida que aumenta este índice o número de violações tende a



ultrapassar o esperado (que por sua vez, foi obtido multiplicando o número total de observações por (1-IC)).

Isso ocorre porque a distribuição normal apresenta caudas mais largas, o que explica as violações do modelo a níveis maiores e maior peso nas ocorrências ao redor da média, e uma “folga” nas violações de menores níveis.

As Tabela 1 e 2 mostram com clareza o número de violações de cada ativo em cada nível de IC para cada um dos grupos.

Tabela 1 - Número de Violações Grupo Líquidas Período Pré Crise – Distribuição Normal

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4	
90%	50	49	48	41	42	41	34	43	42	44	
95%	25	30	25	20	24	25	23	19	23	24	
99%	5	9	9	6	8	6	7	7	11	9	
JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
13	39	46	26	32	33	30	44	40	45	48	40
10	17	24	15	18	20	16	24	25	28	21	22
6	10	6	5	6	8	8	5	13	6	4	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 2 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período Pré Crise – Distribuição Normal

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	
90%	50	39	23	43	47	31	36	46	35	28	
95%	25	20	14	22	21	16	19	17	19	18	
99%	5	6	6	8	8	6	6	5	9	4	
ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRF3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
32	31	47	37	32	40	40	32	44	42	43	38
13	20	18	20	18	23	22	18	20	21	27	20
6	7	6	6	3	8	9	6	8	7	11	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Observa-se um comportamento similar para os dois grupos evidenciados nas Tabelas 1 e 2, usando um nível de confiança baixo tem-se um modelo com alto poder preditivo, porém permitindo muitas violações, o que pode desafiar a utilidade do modelo.

De acordo com os dados analisados o risco foi superestimado a níveis baixos de confiança, isto é, apresentou-se muito menos violações do que o esperado. No entanto, ao querer atingir uma maior confiança no modelo, acaba-se por subestimar o risco presente.

4.2 ABORDAGEM DELTA NORMAL – PERÍODO DE CRISE

Ao analisar o segundo momento, período de outubro de 2018 a outubro de 2020 (contemplando todo o período da crise vivida em 2020), esperava-se que houvesse uma grande concentração de violações, dado o surto de volatilidade presente na época. No entanto, essa não foi a realidade encontrada.

Os resultados, para os dois grupos de ativos (*small caps* e *blue chips*) não diferiram muito do encontrado no período pré crise, conforme pode-se verificar nas Tabelas 3 e 4.

Tabela 3 - Número de Violações Grupo Líquidas Período de Crise – Distribuição Normal

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4	
90%	49	23	32	20	26	25	27	31	36	37	
95%	24	20	14	14	14	15	14	18	16	20	
99%	5	7	7	8	9	11	5	11	8	8	
JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
27	24	26	22	17	17	22	23	23	24	28	27
17	16	17	10	10	11	12	16	13	12	10	15
6	10	8	8	9	7	8	12	10	6	7	8



Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 4 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período de Crise – Distribuição Normal

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	
90%	49	26	30	21	36	24	27	24	23	26	
95%	24	17	17	15	26	12	15	12	16	16	
99%	4	11	8	8	9	6	9	7	8	11	
ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
30	20	32	26	18	23	23	17	36	25	30	27
17	14	17	14	12	15	15	10	23	13	11	16
9	5	7	7	5	9	7	6	6	9	6	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

De acordo com as Tabelas 3 e 4, apesar de não notar-se uma diferença significativa em relação ao número de violações nos diferentes horizontes temporais, percebe-se que o valor do VaR foi bem diferente nos dois casos. Para que não tivesse tantas violações, o VaR precisou adaptar-se.

4.3 ABORDAGEM EWMA

Conforme apresentado no documento técnico do RiskMetrics™ (1996), utilizou-se a abordagem de média móvel exponencialmente ponderada (EWMA), que atribui pesos que declinam geometricamente conforme se recua no tempo, dando assim mais importância às observações recentes.

Para esse cálculo, o parâmetro utilizado foi o de $\lambda = 0,94$ (valor sugerido pelo RiskMetrics em casos de dados diários).

Para as empresas do grupo líquidas, ao analisar as quantidades de violações, as diferenças entre o período de crise e pré crise não são significativas, ambos os casos o modelo se comporta bem para 90 e 95% de IC, e apresenta violações acima do esperado a 99%, conforme é possível verificar nas tabelas 5 e 6:

Tabela 5 - Número de Violações Grupo Líquidas Período Pré Crise – EWMA

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4
90%	50	51	36	43	39	40	31	41	39	42
95%	25	32	22	23	21	22	22	23	20	23
99%	5	10	9	6	8	11	9	9	8	5

JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
81	44	44	33	37	37	39	40	51	38	43	43
61	26	23	16	22	22	16	22	32	20	20	24
23	10	5	4	8	10	6	6	16	4	5	8

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 6 - Número de Violações Grupo Líquidas Período de Crise – EWMA

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4	
90%	49	41	42	36	36	43	33	43	37	46	
95%	24	24	20	20	19	27	19	23	22	20	
99%	5	8	8	10	7	20	6	7	8	6	
JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
76	43	36	34	43	37	39	32	42	35	39	41
57	20	22	17	22	17	25	20	24	23	21	23
29	7	8	5	9	8	9	7	9	7	7	9

Fonte: Elaborada pela autora, 2021



Comparando as Tabelas 5 e 6, tem-se até mais violações no período pré crise do que no período de crise. Isso mostra que quando encontra períodos com alta volatilidade o modelo tende a se ajustar bem (para níveis de IC de 90 e 95%), mas em períodos “normais”, com volatilidade controlada, ele pode subestimar o risco e por isso o número de violações supera o esperado em alguns casos.

Para as empresas do grupo ilíquidas ao analisar as quantidades de violações, as diferenças entre o período de crise e pré crise não são significativas. Ambos os casos o modelo se comporta bem para 90 e 95% de IC, e apresenta violações acima do esperado a 99%, conforme é possível verificar nas Tabelas 7 e 8:

Tabela 7 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período Pré Crise – EWMA

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	
90%	50	48	39	48	37	44	43	44	31	45	
95%	25	29	20	23	22	28	19	24	18	22	
99%	5	6	8	6	7	4	4	9	7	9	
ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
43	50	27	44	47	49	12	44	46	47	42	42
27	23	16	24	18	33	7	21	23	27	23	22
16	7	6	10	10	8	3	8	4	8	7	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 8 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período de Crise – EWMA

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	
90%	49	39	49	42	52	35	45	36	33	47	
95%	24	22	30	19	29	26	20	16	20	26	
99%	5	8	8	6	13	6	10	6	6	8	
ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
26	35	32	30	28	35	24	26	41	31	36	37
17	12	20	15	16	18	16	16	22	18	21	20
7	6	10	6	7	9	6	6	7	9	8	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

O grupo das empresas ilíquidas apresentou resultados bem similares ao grupo das empresas líquidas, conforme observado nas Tabelas 7 e 8. O modelo comportou-se razoavelmente bem com um nível de confiança de 90 e 95%, porém apresentou muitas violações a 99%.

Os demais ativos do grupo apresentam comportamento bem semelhante, com um aumento significativo do valor do VaR (em módulo) durante o início do ano de 2020.

4.5 ABORDAGEM SIMULAÇÃO HISTÓRICA

Para esta abordagem utilizou-se uma janela móvel de 100 dias. Assim, no primeiro dia analisado 02/10/2016, utilizou-se o retorno deste dia e dos 99 anteriores para o cálculo do VaR. No dia 03/10, os retornos considerados foram os dos dias 02/10, 03/10 e os 98 anteriores, assim por diante.

Os resultados obtidos nessa abordagem para os casos dos ativos mais líquidos deixaram a desejar. O número de violações foi acima do esperado para muitas empresas e em todos os níveis de intervalo de confiança estudados.

As Tabelas 9 e 10 apresentam os números de violações dos grupos líquidas com simulação histórica no período de pré crise e no período crise



Tabela 9 - Número de Violações Grupo Líquidas Período Pré Crise – Simulação Histórica

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4
90%	50	52	57	53	51	51	64	53	57	51
95%	25	25	27	31	26	24	32	25	27	31
99%	5	6	8	7	7	10	9	5	6	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 10 - Número de Violações Grupo Líquidas Período de Crise – Simulação Histórica

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4
90%	49	58	49	47	51	49	53	49	46	49
95%	24	27	27	24	23	23	22	25	21	24
99%	5	7	7	5	6	7	5	6	4	6

JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
49	50	46	47	52	42	50	43	45	49	54	49
30	28	23	26	28	25	32	25	27	30	28	26
6	6	6	5	5	6	7	7	7	6	7	6

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Conforme é possível observar nas Tabelas 9 e 10, tanto no período de crise quanto no período pré crise os resultados obtidos foram insatisfatórios, com muitos casos de violações acima do esperado.

No período de crise (Tabela 10), apesar de os resultados não serem bons, é possível notar que houve uma quantidade menor de extrapolação na quantidade de violações do que no período pré crise (Tabela 9). Isso ocorre porque o método de Simulação Histórica sempre levará em conta os resultados passados, logo, no primeiro dia que houve um retorno muito fora do normal (uma queda muito grande), ele já será levado em conta e influenciará no valor do VaR, fazendo-o aumentar (em módulo).

As Tabelas 11 e 12 apresentam os números de violações dos grupos ilíquidas com simulação histórica no período de pré crise e no período crise

Tabela 11 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período Pré Crise – Simulação Histórica

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3
90%	50	52	52	45	51	53	61	61	57	47
95%	25	28	27	23	27	27	26	26	25	22
99%	5	9	8	5	5	5	5	5	6	3

ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
52	48	66	51	60	54	58	37	46	54	51	53
26	19	32	30	33	32	28	19	20	25	23	26
5	6	6	6	8	6	5	4	3	4	4	5

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 12 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período de Crise – Simulação Histórica

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3
90%	49	47	49	48	46	50	48	45	49	52
95%	24	27	32	24	27	23	23	21	24	25
99%	4	6	5	5	5	6	7	7	8	4



ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
53	54	43	51	50	48	48	47	52	44	48	49
30	30	25	22	35	29	24	23	22	20	27	26
5	6	25	6	8	8	9	5	6	7	7	7

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Com base nas Tabelas 11 e 12, ao analisar as empresas ilíquidas, é possível notar que o número de violações é menor do que o anterior. Isto se dá devido à presença de maior volatilidade em ativos ilíquidos em tempos normais quando comparados a ativos líquidos. O fato deles já terem em sua amostra uma maior volatilidade permite que seu VaR esteja mais bem preparado para momentos de estresse.

4.7 ABORDAGEM *T-Student* – PERÍODO DE CRISE

A distribuição *T-Student* é bem semelhante à curva Normal Padrão, porém com caudas mais largas, ou seja, uma *T-Student* permite valores mais extremos que uma Normal. Esta distribuição apresenta também menores probabilidades para valores ao redor da média, onde a Normal tem mais influência, ou seja, onde há maiores probabilidades de valores em uma curva Normal.

A metodologia a ser utilizada para se calcular o VaR utilizando uma distribuição *T-Student* é similar ao VaR Delta Normal, no entanto fazendo-se uso de um fator de confiança diferente, associado à nova distribuição.

Sendo assim, passa-se para o modelo com 6 graus de liberdade, sugerido por Jorion (2003) como ideal para ativos lineares como os que estão sendo estudados (ações).

As Tabelas 13 e 14 apresentam o número de violações do grupo líquidas no período pré crise e no período de crise, respectivamente, para *T-Student* com 6 graus de liberdade.

Tabela 13 - Número de Violações Grupo Líquidas Período Pré Crise – *T-Student* 6gl

IC	Esperado	ABEV3	B3SA3	BBAS3	BBDC3	BBDC4	BTOW3	EQTL3	ITSA4	ITUB4	
90%	50	35	34	33	32	33	28	31	32	32	
95%	25	18	11	10	10	14	16	8	17	16	
99%	5	2	3	1	2	2	4	1	3	1	
JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
12	30	38	20	23	26	26	37	34	39	29	31
7	13	9	6	11	11	9	16	18	13	9	13
3	4	1	3	5	5	4	1	4	1	2	3

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 14 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período Pré Crise – *T-Student* 6gl

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	ENBR3
90%	50	29	18	32	32	27	30	32	26	22	27
95%	25	8	9	11	18	11	11	7	12	10	8
99%	5	3	5	1	0	2	3	2	5	1	2
ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAAE11	VVAR3	YDUQ3	Média	
27	32	30	27	34	33	26	30	29	31	30	
11	10	12	8	14	14	9	12	16	17	12	
3	0	2	1	3	4	2	1	1	2	2	

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Como é possível notar nas Tabelas 13 e 14, ao fazer uso de 6 gl, continua o caminho na direção certa, de diminuir a superestimação do risco associado a um alto valor de VaR, porém ainda observa-se uma grande “gordura” a ser queimada para se chegar ao valor mais realista.

É importante ressaltar que os modelos apresentam “folgas” quando se analisa o período sem muita volatilidade, mas não necessariamente se comportará da mesma forma quando se deparar com um período de estresse, fato a ser verificado a seguir.

4.7 ABORDAGEM *T STUDENT* – PERÍODO DE CRISE

Portanto, as Tabelas 15 e 16 apresentam os números de violações do período de crise do grupo líquidas e do grupo ilíquidas tendo como base o *T-Student* com 6 graus de liberdade.

Tabela 15 - Número de Violações Grupo Líquidas Período de Crise – *T-Student* 6gl

90%	49	22	21	15	20	23	20	23	23	31	
95%	24	10	9	10	12	13	10	13	15	12	
99%	5	4	5	6	5	3	2	7	4	3	
JBSS3	LAME4	LREN3	MGLU3	PETR3	PETR4	RAIL3	RENT3	UGPA3	VALE3	WEGE3	Média
20	18	21	18	10	13	18	21	19	16	19	21
9	12	12	8	10	9	9	13	12	9	8	11
4	4	3	3	5	5	5	5	4	4	4	4

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Tabela 16 - Número de Violações Grupo Ilíquidas Período de Crise – *T-Student* 6gl

IC	Esperado	ALUP11	CSMG3	GOAU4	ODPV3	CESP6	COGN3	CSNA3	CYRE3	EMBR3	
90%	49	23	25	18	31	17	17	21	20	20	
95%	24	16	12	12	18	8	11	9	11	13	
99%	4	6	4	6	3	4	5	5	6	6	
ENBR3	ENEV3	FLRY3	LCAM3	MRFG3	MRVE3	QUAL3	PRI03	TAAE11	VVAR3	YDUQ3	Média
23	17	25	20	15	17	20	12	30	20	20	22
10	9	11	9	9	11	8	8	12	11	10	12
5	5	4	5	5	4	5	5	4	6	4	5

Fonte: Elaborada pela autora, 2021

Com base na análise das Tabelas 15 e 16, de fato, aqui se começa a observar violações além das permitidas, e com isso vem o risco que resultou nas falhas de alguns outros modelos comumente usados.

No entanto, mesmo surgindo algumas falhas, o modelo usando-se uma *T-Student* com 6 graus de liberdade não apresentou tantos problemas quanto o Histórico, o EWMA ou até mesmo o Delta Normal. Sendo assim, é possível concluir que o *T-Student* com 6 graus de liberdade mostrou-se mais satisfatório para análise desse estudo, uma vez que não superestima o risco.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho objetivou-se a fazer inferências sobre os diferentes modelos testados de maneira a identificar aquele que apresenta um melhor comportamento frente a um período de crise.

Após longos testes, foi verificado, como era esperado, que os modelos comumente usados de VaR Delta Normal e Histórico apresentaram violações muito acima do permitido. O EWMA, um modelo um pouco mais robusto, também não foi satisfatório.

Visando obter resultados melhores, utilizou-se as premissas do modelo Delta Normal com alguns ajustes. Ao não assumir que a distribuição de retornos de ativos segue um padrão gaussiano normal, mas sim uma *T-Student*, obteve-se um resultado melhor com 6 graus de liberdade, apesar de superestimar o risco em período “pré crise”, analisando o período completo (pré e durante a crise), os resultados foram satisfatórios.



No período de crise, o VaR foi levemente violado algumas vezes (apenas com 99% de IC), aumentando a quantidade de violações conforme aumentava-se o número de graus de liberdade.

O grande problema aqui é o *trade-off* entre estar protegido de movimentos violentos e superestimar o risco em situações ditas normais. Infelizmente, este dilema parece ser difícil de se resolver, apresentando assim limitações ao trabalho de acadêmicos e profissionais de risco.

É compreensível que grandes instituições não queiram divulgar um número grande de VaR, para não causar alarde em seus investidores, muitas vezes não familiarizados com as métricas dos modelos. Aí se encontra mais uma limitação do modelo.

Entretanto, dado que um evento raro é difícil de se prever, acredito que utilizar um modelo que esteja mais bem preparado até mesmo para os momentos de crise, como a *T-Student*, seja sim útil, pois se uma instituição tomasse medidas para se proteger de perdas calculadas através desse modelo, a empresa dificilmente se veria em dificuldades, nem mesmo em tempos de crise.

Por fim, é necessário ressaltar que a função de um modelo é auxiliar o entendimento da realidade, porém nunca será de fato igual à mesma. Desta forma, há de se incluir certa subjetividade na análise de risco, não confiando cegamente nos números e buscando sempre o desenvolvimento contínuo para que os métodos não fiquem ultrapassados.

Como pesquisa futura, sugere-se que seja efetuada um estudo considerando outros horizontes temporais, analisando outros períodos de crises vivenciadas pelo Brasil e até mesmo o reflexo pós Covid-19 atestando a veracidade do modelo (*T-Student* com 6 graus de liberdade) estatisticamente significativa nesta pesquisa.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA BRASIL. Veja as medidas que cada estado está adotando para combater a covid-19, 2020. Disponível em <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/saude/noticia/2020-03/veja-medidas-que-cada-estado-esta-adotando-para-combater-covid-19>>. Acesso em 20 de julho de 2020.

ASSAF NETO, Alexandre. Mercado financeiro. 11. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

B3 – Brasil Bolsa Balcão. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-amplos/indice-brasil-100-ibrx-100.htm>. Acesso em: 10/11/2020.

B3 – Brasil Bolsa Balcão (1). Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-small-cap-smll-composicao-da-carreira.htm>. Acesso em: 10/11/2020.

BCBS. BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. International convergence of capital measurement and capital Standards: a revised framework comprehensive version. Basileia, Suíça. Junho, 2006. Disponível em <<http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>>. Acessado em 03 abril de 2020.

BERNSTEIN, Peter Lewyn. Desafio aos deuses: a fascinante história do risco. Tradução de: Ivo Korytowski. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

BIS – Bank for International Settlements. Comitê da Basileia sobre a Supervisão Bancária. Convergência Internacional de Mensuração de Capital e Padrões de Capital. Estrutura Revisada. Junho/2004.

BRIGHAM, Eugene F; EHRHARDT, Michael C. Administração Financeira – Teoria e Prática. Tradução Noveritis do Brasil, Pólen Editorial, Solange Aparecida Visconti. 3. Ed. São Paulo: Cengage Learning, 2016.

BRITO, Osias Santana. Gestão de Risco: Uma Abordagem Orientada a Risco Operacional/ Osias Santana – São Paulo, Editora Saraiva, 2007.

CROUHY, Michel, GALAI, Dan, MARK, Robert. Gerenciamento de Risco: Abordagem Conceitual e Prática. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2004.

DAMODARAN, Aswath. Tradução Félix Nonnenmacher. Gestão Estratégica do Risco. Porto Alegre: Bookman, 2009.

DOWD, K. Beyond. Value at Risk: The new science of Risk Management. [S.l.]: West Sussex: John Wiley & Sons, 1998.

Distribuição T-Student. UNIFAP, 2014. Disponível em <https://www2.unifap.br/herondino/files/2014/04/8-DISTRIBUI%C3%87%C3%83O-T-STUDENT.pdf>. Acesso em 30 de julho de 2020.

FREITAS, Thiago Alves; FRANCISCO, José Roberto de Souza; FREITAS, Josiane Aparecida Alves; PEREIRA, Victor Hugo. Risco de Mercado: a importância do gerenciamento para mensurar o risco de uma carteira de investimento. Rio de Janeiro: XVSEGeT, 2018.

GIL, C.A. Métodos e Técnicas de Pesquisa Social. 7. Ed. São Paulo: Atlas, 2019.

GITMAN, Lawrence Jeffrey. Princípios de Administração Financeira. São Paulo: Pearson, 2004.

Google Finance, 2020. Disponível em: <https://www.google.com/finance/>. Acesso em 20 de julho de 2020.

GONÇALVES, C.A.; MEIRELLES, A.M. Projetos e Relatórios de Pesquisas em Administração. São Paulo: Atlas, 2004.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. Econometria Básica. 5 Ed. São Paulo: AMGH, 2011.

HULL, John C.; Fundamentos dos Mercados Futuros e de Opções. 4 Ed. São Paulo: BM&F. Brasil, 2005.

JORION, Philippe. Value at Risk: a nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 2003.

LIMA, Fabiano Guasti. Análise de Riscos. 2ª reimpr. São Paulo: Atlas, 2016.

LOWENKRON, Alexandre. As Falhas nos Modelos de Gestão de Risco durante a Crise. In: Risco e Regulação, 2010.

MARKOWITZ, Harry. Portfolio Selection. In: Journal of Finance, Vol. 7, no. 1. Nova Iorque, 1952. pp. 77-91. Disponível em <http://www.gacetafinanciera.com/TEORIARIESGO/MPS.pdf>. Acesso em 26 de março de 2020.

MORGAN, J. P. RiskMetrics™—Technical Document. Fourth Edition. New York, December 17, 1996. Disponível em: <http://www.jpmorgan.com/RiskManagement/RiskMetrics/RiskMetrics.html>. Acesso em 20 de julho de 2020.

NUNES, Ricardo Pereira. Análise do Fluxo de Caixa em Risco para uma Empresa Produtora de Derivados de Petróleo. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio), 2009.

RINCON, Paulo. Coronavírus: há alguma evidência de que o sars-cov-2 tenha sido criado em laboratório?. BBC News, 2020. Disponível em: <<https://www.bbc.com/portuguese/geral-52506223>>. Acesso em 20 de julho de 2020.

RUPPENTHAL, Janis Elisa. Gerenciamento de Riscos. Santa Maria/RS: Rede e-Tec Brasil, 2013.

SOUZA, Aline Campos Reis. Modelos de regressão linear heteroscedásticos com erros t-Student: uma abordagem bayesiana objetiva. Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação. Orientador: Prof. Dr. Vicente Garibay Cancho. São Carlos: UFSCar – São Carlos, 2016.

UNA-SUS. Organização Mundial de Saúde declara pandemia do novo Coronavírus. 2020. Disponível em: <<https://www.unasus.gov.br/noticia/organizacao-mundial-de-saude-declara-pandemia-de-coronavirus>>. Acesso em 20 de julho de 2020.

VEJA SAUDE. Coronavírus: como a pandemia nasceu de uma zoonose. 2020. Disponível em: <<https://saude.abril.com.br/medicina/coronavirus-pandemia-zoonose/>>. Acesso em 20 de julho de 2020.

VERGARA, S.C. Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração. São Paulo: Atlas, 2000.