Pró- Reitoria Acadêmica
Escola de Humanidades, Negócios e Direito
Curso de Ciências Econômicas
Trabalho de Conclusão de Curso

Previsões de Valor em Risco para ações negociadas na B3 no período da pandemia de COVID-19

Autor: Ian Araújo Lopes
Orientador: Prof. Dra. Paula Virgínia Tofoli

Brasília – DF
2022

Ian Araújo Lopes

Previsões de Valor em Risco para ações negociadas na B3 no período da pandemia de COVID-19

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao curso de graduação em Ciências Econômicas da Universidade Católica de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do Título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Dra Paula Virgínia Tofoli

Brasília

2022

Trabalho de conclusão de curso de autoria de Ian Araújo Lopes, intitulada “ O Value - at - Risk e a rentabilidade do portfólio de investidores de varejo”, apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas da Universidade Católica de Brasília, em DATA de 2022, defendida e aprovada pela banca examinadora abaixo assinada:

_____

Prof. Doutor

Orientador

Ciências Econômicas – UCB

_____

Prof. Doutor NOME DO MEMBRO DA BANCA

Examinador

Ciências Econômicas – UCB

Brasília

2022

Gostaria de agradecer antes de tudo a Deus. Se Ele é Pai, Filho e Espírito Santo e nos ajuda a guiar nossos caminhos, nossa fé é quem

nos sustenta e é nossa coluna vertebral. Um agradecimento especial a minha família, mas que independente das maiores dificuldades, estiveram comigo nos momentos mais difíceis e ajudaram a me reerguer. Não posso esquecer da minha orientadora, Dra. Paula Virgínia Tofoli, que sempre foi muito atenciosa e sempre esteve a disposição para me ajudar na caminhada deste trabalho. “Investir em conhecimento sempre rende os melhores juros” – Benjamin Franklin.

.

RESUMO

Referência: LOPES, Araújo Ian. **O Previsões de Valor em Risco para ações negociadas na B3,** 2022. Ciências Econômicas – Universidade Católica de Brasília, Brasília, 2022.

Ao longo dos últimos 40 anos, o risco de mercado ganhou muita importância, devido ao desenvolvimento do mercado financeiro e a uma necessidade de regulação deste mercado para preservar os participantes de eventuais crises. O Valor em Risco (VaR) é uma das medidas mais importantes de risco de mercado e pode ser definido como a perda potencial máxima do valor de um ativo ou de uma carteira de ativos, com uma determinada probabilidade, em um horizonte de tempo pré-fixado. Neste trabalho, utilizamos os modelos ARMA-GARCH para obter previsões um passo a frente do VaR diário dos retornos das ações da Vale, Petrobrás, Itaú, Eletrobrás e Magazine Luíza no período de 05/01/2019 a 27/10/2022, que compreende o período da pandemia de COVID-19. Encontramos evidências de que os modelos ARMA-GARCH com distribuição Skewed-t para os erros geraram as previsões de VaR a 1% e 5% de significância mais acuradas, de acordo com os testes de Kupiec e Christoffersen. Esse resultado corrobora as evidências da literatura empírica de que distribuições com assimetria e caudas pesadas são capazes de capturar melhor o comportamento dos retornos diários de ativos financeiros e gerar melhores previsões de VaR. Foi possível observar também que os valores previstos de VaR a 1% e 5% obtidos a partir de todos os modelos e para todas as ações sofrem uma forte queda no início de 2020, período do auge da pandemia de COVID-19, sugerindo a possibilidade de fortes perdas nesse período.

Palavra-chave: Value At Risk; COVID-19; perdas estimadas;

Sumário

1. Introdução..... 8

1.1 - Objetivos.....9

2.Revisão de Literatura.....10

3. Metodologia.....11

3.1 Valor em Risco.....11

3.2 VaR usando modelos ARMA e GARCH.....12

3.3 Backtests : testes de Kupiec e Christoffersen.....13

4. Resultados empíricos.....14

5. Conclusões..... 26

Referências bibliográficas 27

1. Introdução

O risco de mercado é definido, de modo geral, como a perda potencial de uma carteira (portfólio) de ativos financeiros, ou de um único ativo financeiro, associada ao comportamento de mercado. Ao longo dos últimos 40 anos, o risco de mercado ganhou muita importância, devido ao desenvolvimento do mercado financeiro e a uma necessidade de regulação deste mercado para preservar os participantes de eventuais crises.

Em 1974, foi criado o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia com o objetivo de fortalecer os sistemas financeiros. O Comitê é constituído por representantes de autoridades de supervisão bancária dos bancos centrais dos países membros do G-10 e outros. Ao longo do tempo, foram instituídos pelo Comitê de Basileia três acordos, Acordo de Basileia I (1988), Acordo de Basileia II (2004) e Acordo de Basileia III (2010), todos eles com o objetivo de apresentar ferramentas e metodologias que possibilitassem o aumento da capacidade de acompanhamento e monitoramento dos sistemas financeiros. O Acordo de Basileia II deu aval às instituições financeiras para o uso de modelos internos para o cálculo de risco de mercado. Portanto, é do interesse de bancos e instituições financeiras explorar técnicas modernas para a obtenção de previsões mais acuradas de medidas risco de mercado, que lhes auxiliem em suas tomadas de decisões.

Pode-se afirmar que o Valor em Risco (VaR), ou *Value-at-Risk*, é uma das medidas mais importantes de risco de mercado. De acordo com Morettin (2011), O VaR é definido como a perda potencial máxima do valor de um ativo ou de uma carteira de ativos, com uma determinada probabilidade, em um horizonte de tempo pré-fixado. O VaR pode ser calculado como um quantil específico da distribuição condicional dos retornos do ativo ou carteira. A previsão do VaR consiste, então, na previsão de quantis específicos da distribuição condicional dos retornos, que, por sua vez, depende do modelo usado na previsão da volatilidade dos retornos. Os modelos da família GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity), propostos por Bollerslev (1986), aplicados a dados diários, há muito tempo têm sido os modelos mais utilizados para a previsão de volatilidade dos retornos de ativos.

Neste trabalho, vamos analisar previsões de VaR, baseadas nos modelos GARCH, para as ações mais líquidas de cada setor listado na Bolsa de Valores de São Paulo (B3), para o período de 05/01/2019 a 27/10/2022, que inclui o período da pandemia de COVID-19. O objetivo é analisar o comportamento do risco de mercado (medido pelo VaR) dessas ações durante o período da pandemia de COVID-19 e determinar que modelo gerou as melhores previsões de VaR para essas ações nesse período de alta turbulência nos mercados.

1.1 Objetivos

1.1.1. Objetivo Geral

Obter previsões de VaR baseadas nos modelos GARCH para as ações mais líquidas de cada setor listado na B3 para o período de 05/01/2019 a 27/10/2022. A partir das previsões obtidas, vamos analisar o comportamento do VaR dessas ações nesse período de alta turbulência e determinar que modelo gerou as melhores previsões.

1.1.2. Objetivos Específicos

- Estimar modelos GARCH (com diferentes hipóteses sobre a distribuição do erro do modelo) para os log-retornos diários das ações da Vale, Petrobrás, Itaú, Eletrobrás e Magazine Luíza, no período de 05/01/2012 até 27/10/2022.
- Utilizando um esquema de janela rolante para atualizar os parâmetros dos modelos estimados, obter previsões um passo a frente do VaR diário das ações para o período de 05/01/2019 a 27/10/2022.
- Analisar o comportamento das previsões de VaR das diferentes ações no período da pandemia.
- Analisar a adequação das previsões de VaR usando os seguintes *backtests*: Teste de Kupiec (1995) e Teste de Christoffersen (1998). Com isso, pode-se determinar que modelo é capaz de gerar as previsões de VaR mais adequadas para o período de alta turbulência nos mercados financeiros.

2. Revisão de Literatura

De acordo com Giot, Laurent (2003), no seu trabalho ambos tratam sobre o retorno diário de ativos usando modelos ARCH baseados numa distribuição T-Student. Os modelos que se baseiam no termo de erro acabam performando abaixo do intervalo de confiança determinados pelos modelos. O que é sugerido pelos autores é que usando modelos APARCH, considerando uma distribuição T-Student, aumentam os retornos da distribuição. As performances dos modelos têm como base retornos de ativos internacionais e ativos do mercado de ações norte-americano frente ao índice Dow Jones, usando modelos de posições long (compradas no ativo) e short (vendidas no ativo) considerando o intervalo de confiança do Value at Risk para as respectivas posições dos portfólios.

Quando se analisa Silvapulle, Granger (2001), observa-se os retornos diários de 30 ativos do Dow Jones Industrial Average, investigando a possibilidade de diversificação dos portfólios quando existem movimentos negativos de alto percentual dentro desta carteira. As distribuições dos ativos dentro desse portfólio são feitos a partir do Value-at-Risk. A variância do Beta da carteira e do CAPM também são consideradas. Algumas implicações dentro desse processo são que o excesso de diversificação usando os modelos do VAR são mitigados em um bear market (mercado de baixa) .

Já em Gaivoronski, Pflug (2004) , o VAR é utilizado e medido para um portfólio aonde o menor VaR possível é medido, especificando o melhor retorno plausível para aquela carteira de ativos em questão. Também são utilizados os métodos de fronteira eficiente de Markowitz (1952) a partir da simulação histórica derivada do VaR, evitando eventuais irregularidades dentro desse espectro.

3. Metodologia

3.1. Valor em Risco (VaR)

O VaR é uma medida da variação potencial máxima do valor de um ativo, ou de uma carteira de ativos, para período pré-fixado, com uma dada probabilidade. Dito de outra forma, é o que se pode perder, com uma dada probabilidade *p,* em um horizonte de tempo *h* fixado (Morettin, 2011).

Para definirmos o VaR formalmente, precisamos, primeiramente, definir os dois tipos principais de posições financeiras: a posição comprada e a posição vendida. Se o investidor tem uma posição financeira comprada, isso significa que ele possui determinado ativo (ou carteira de ativos), de modo que o investidor perde quando o valor do ativo cai, e ganha quando o valor do ativo aumenta. Já a posição financeira vendida implica em vender um ativo que não se possui. Para isso, o vendedor aluga o ativo e, em uma data futura, é obrigado a comprar um mesmo número de cotas ou ações alugadas para pagar o débito. O vendedor, neste caso, ganha com a queda do preço do ativo e perde com a alta. Neste trabalho, vamos considerar apenas posições compradas.

Suponhamos que no instante t queremos calcular o risco de uma posição financeira para um horizonte h > 0, sendo

1. $\Delta P(h) = P(t+h) - P(t)$ (1)

a variação do valor do ativo entre dois instantes do tempo. **Δ**P (h) é a variável que representa o lucro ou a perda da posição em análise num horizonte de tempo h.

Podemos definir o VaR de uma posição comprada sobre o horizonte h, com probabilidade p, 0 < p < 1, por meio da função de distribuição acumulada de **Δ**P (h), $Fh(.)$:

2. $p = P(\Delta P(h) \leq VaR) = Fh(VaR)$, (2)

ou seja, o VaR nada mais é do que o p-quantil da distribuição dos retornos **Δ**P (h) do ativo no horizonte h, $Fh(.)$. É importante notar que o VaR depende de p e de h. Neste trabalho, vamos considerar medidas de VaR para o horizonte de um dia, h = 1, dos log-retornos diários de ações negociadas na B3, com p = 1% e p = 5%. O VaR de uma posição comprada é sempre negativo, porque quem tem uma posição comprada

sofre uma perda sempre que $\Delta P(h) < 0$. Logo, o VaR é calculado usando a cauda esquerda da distribuição $Fh(.)$.

Supondo, por exemplo, que os log-retornos diários de um ativo financeiro, r_t = $log(P_t/P_{t-1})$, têm distribuição condicional, dada a informação passada, Normal com média zero e variância σ^2_t,

$$rt \mid Ft-1 \sim N\ (\ 0, \sigma^2 t) \qquad (3)$$

Então, de acordo com a equação (2), o VaR diário (h = 1), com p = 5%, é dado por - $(1,65)\ (\sigma_{t+1})$, que é o 0,05-quantil da distribuição Normal com média zero e variância σ^2_t. As previsões de volatilidade condicional σ_{t+1}, dada a informação passada, podem ser obtidas a partir dos modelos GARCH.

3.2. VaR usando Modelos ARMA e GARCH

No exemplo analisado no final da seção 3.1, assumimos que a série de log-retornos diários de um ativo financeiro tem média zero. Porém, algumas séries de retornos exibem a presença de autocorrelação, de modo que a média condicional dos retornos diários pode ser modelada por meio de um modelo autorregressivo de médias móveis (ARMA). A volatilidade condicional da série de retornos, por sua vez, pode ser modelada por um modelo da família GARCH. Assim, podemos dizer que os log-retornos diários r_t seguem um modelo ARMA(p,q)-GARCH(r,s) se:

(4)

$$rt = \phi 0 + \sum_{i=1}^{p} \phi i rt - i\ + at - \sum_{j=1}^{q} \theta j at - j$$

$$at = \sigma t \varepsilon t\ ,$$

$$\sigma^2 t = \alpha 0 + \sum_{i=1}^{r} \alpha i a^2\ t - i + \sum_{j=1}^{s} \beta j \sigma^2 t - j$$

Neste trabalho, vamos assumir que os erros ε_t podem ter distribuição Normal padrão, t-Student(v) e Skewed-t(v, λ), em que v são os graus de liberdade e , λ é o coeficiente de assimetria da distribuição.

3.3 *Backtests*: Testes de Kupiec e Christoffesen

Um *backtest* pode ser utilizado para averiguar a acurácia das previsões de VaR dos retornos de um portfólio ou ativo (Alexander, 2018). Neste trabalho, vamos utilizar dois backtests: o teste de cobertura incondicional de Kupiec (1995) e o teste de independência de Christoffersen (1998).

Tanto o teste de Kupiec como o teste de Christoffersen são baseados no número de violações do VaR, ou seja, no número de vezes em que o portfólio perde mais do que o VaR previsto, ou, mais especificamente, como estamos trabalhando com retornos diários de ações individualmente, podemos dizer que se trata do número de vezes em que o verdadeiro retorno diário da ação é menor do que a previsão do VaR diário (lembrando que, como estamos considerando apenas posições compradas, o VaR terá sempre um valor negativo). Para a realização de ambos os testes é construída uma função indicadora, baseada nos retornos diários das ações e nas previsões de VaR diário, que assume o valor um sempre que ocorre uma violação do VaR e 0, caso contrário.

O teste de Kupiec é um teste da hipótese nula de que essa função indicadora, que se assume que segue um processo de Bernoulli i.i.d., tem uma probabilidade de sucesso (sucesso aqui equivale à ocorrência de violação) constante igual ao nível de significância do VaR, α. Em outras palavras, a hipótese nula do teste é de que o número de violações do VaR está correto (cobertura correta). A estatística do teste é dada por:

(5)

$$LR_{uc} = \frac{\pi_{exp.}^{n1}\,(1-\pi\text{exp.})^{\;n0}}{\pi_{obs}^{n1}(1-\pi obs)^{\;n0}}$$

em que πexp é a proporção esperada de violações πobs é a proporção observada de violações, n1 é o número observado de violações e n0 = n-n1, que n é o tamanho da amostra de previsão. Considera-se que πexp =α (nível de significância do VaR) e πobs = *n*1*/n.* A distribuição assintótica de -2 ln LR_{uc} é a qui-quadrado com um grau de liberdade.

Se as violações do VaR ocorrem em *clusters* (ou seja, se violações costumam ser seguidas por novas violações), isso indica que as previsões de VaR não estão respondendo a mudanças nas condições de mercado, portanto essas previsões não são adequadas. O teste de Christoffersen (1998) é um teste da independência das violações do VaR. Esse teste é baseado na noção de que, quando as violações não são independentes, a probabilidade de ocorrer uma violação amanhã, dado que ocorreu uma violação hoje, não é mais igual a α. A estatística do teste é calculada como:

(6)

$$LRind = \frac{\pi_{obs}^{n1}\,(1-\pi obs)^{\;n0}}{\pi_{01}^{n01}\,(1-\pi 01)^{\;n00}\,\pi_{11}^{n11}\,(1-\pi)^{\;n10}}$$

Em que n00 é o número de vezes em que um bom retorno é seguido por outro bom retorno, n1 é o número observado de violações, n01 é o número de vezes que um bom retorno é seguido por uma violação e n11 é o número de violações que é seguido por outra violação. A hipótese nula do teste é de independência das violações. A estatística do teste – 2 ln $LRind$ tem distribuição assintótica qui-quadrado com um grau de liberdade.

4. Resultados Empíricos

No estudo empírico, utilizamos dados referentes aos preços das ações mais líquidas de cada setor que está listado na bolsa de Valores São Paulo (B3). Pegamos os preços de fechamento diários durante um período de 10 anos das ações da Vale (VALE3), Petrobrás (PETR4), Itaú (ITUB4), Eletrobras (ELET6) e Magazine Luiza (MGLU3). Consideramos todos os pregões que ocorreram do dia 05/01/2012 até 27/10/2022, incluindo o período recente da pandemia de COVID-19. Ajustamos modelos ARMA-GARCH (com diferentes distribuições para os erros do modelo) aos log-retornos diários de cada ação para o período de 06/01/2012 a 28/12/2018. Utilizando um esquema de janela rolante, em que esses modelos são reestimados diariamente, foram obtidas previsões um passo a frente de VaR a 1% e 5% para o período de 05/01/2019 a 27/10/2022. Para a estimação dos modelos ARMA-GARCH e previsão de VaR, utilizamos o pacote *rugarch* do software *R*. O objetivo é analisar o comportamento das previsões de VaR no período da pandemia de COVID-19 e

determinar qual(is) modelo(s) fornecem as melhores previsões de VaR para o conjunto de ativos considerado nesse período caracterizado por alta volatilidade dos retornos dos ativos. Para avaliar a adequação das previsões de VaR, utilizamos os testes de Kupiec (1995) e Christoffersen (1998).

A Tabela 1 mostra os resultados das estimações do modelo ARMA-GARCH, assumindo-se que os erros têm distribuição Normal, para os retornos das cinco ações consideradas.

Tabela 1 : Resultados das estimações dos modelos ARMA – GARCH com distribuição normal

	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine Luiza	Eletrobras
$\phi 0$	0.00450 (0.514821)	0.000837 (0.048355)	0.000346 (0.52569)	0.001850 (0.019479)	0.000484 (0.497169)
$\phi 1$			-0.785433 (0.00000)	-0.657068 (0.000432)	-0.619118 (0.000000)
$\phi 2$					-0.917653 (0.00000)
Θ1			0.833113 (0000000)	0.703362 (0.000057)	0.667482 (0.000000)
Θ2					0.948596 (0.000000)
$\alpha 0$	0,0026 (0.009750)	0,00013 (0.00000)	0.000003 (0.460065)	0.000134 (0.000374)	0.000137 (0.26913)
$\alpha 1$	0.92880 (0.00234)	0.46792 (0.0000)	0.0411129 (0.000002)	0.143994 (0.000000)	0.054550 (0.000094)
$\beta 1$	0.881206 (0.00000)	0.919510 (0.00000)	0.953852 (0,000000)	0.762366 (0.000000)	0.737860 (0.000101)
AIC : BIC:	-4.2780: -4.265	-5.1064 - 5.0938	-4.5856 -4.5666	-3.8922 - 3.8732	-4.2130 - 4.1878

Nota: Entre parênteses encontram-se os p-valores do teste *t.*

De acordo com a Tabela 1, os modelos que tiveram o melhor ajuste aos dados foram: ARMA(1,1)-GARCH(1,1) para os retornos das ações da Vale e do Magazine Luiza, ARMA(2,2)-GARCH(1,1) para os retornos da Eletrobrás, enquanto o GARCH(1,1) com média constante teve o melhor ajuste para os retornos da Petrobrás e do Itaú.

Para que os modelos estejam, de fato, bem ajustados aos dados, os resíduos padronizados e resíduos padronizados ao quadrado dos modelos não deve ser autocorrelacionados. As Tabelas 2 e 3 mostram os resultados dos testes de Ljung-Box para não autocorrelação nos resíduos padronizados e nos resíduos padronizados ao quadrado, respectivamente. Como é possível observar nas tabelas, os resíduos padronizados e os resíduos padronizados ao quadrado de todos os modelos são não correlacionados até a defasagem 5, indicando que os modelos estão bem ajustados.

Tabela 2: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados

Defasagem	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine luiza	Eletrobrás
$Lag\ 5$	4.157 (0.2351)	3.6471 (0.3015)	2.2051 (0.9741)	5.836 (0.2843)	5.573 (0.98429)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados até a defasagem 5.

Tabela 3: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados ao quadrado

Defasagem	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine luiza	Eletrobrás
$Lag\ 5$	0.881206 (0.7820)	5.535 (0.35525)	4.870 (0.4487)	1.1801 (0.9775)	0.60309 (0.94076)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados ao quadrado até a defasagem 5.

Em seguida, passamos à análise das previsões um passo a frente de VaR obtidas a partir dos modelos estimados da Tabela 1. As Tabelas 4 e 5 mostram os resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1% e 5%, respectivamente, obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Normal para os erros.

Na Tabela 4, os resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen mostram que as previsões de VaR a 1% obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Normal não são adequadas no caso das ações da Petrobrás e do Itaú, uma vez que as hipóteses nulas dos dois testes foram rejeitadas em ambos os casos. Por outro lado, os modelos ARMA-GARCH com distribuição Normal geraram previsões adequadas de VaR a 1% para os retornos das ações da Vale, Magazine Luiza e Petrobrás.

Tabela 4: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1%

	Petrobras	**Itau**	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Violações esperadas	9.5	9.5	9.5	9.5	9.5
Número real de violações	18	12	11	16	11
Porcentagem de violações	1.9%	1.3%	1.2%	1.7%	1.2%
Estatística do teste de Kupiec	6.084	0.613	0.228	3.727	0.228
P Valor Kupiec	0.014	0.434	0.633	0.054	0.633
Estatística do teste de Christoffersen	10.163	7.845	0.486	4.275	0.486
P- valor Christoffersen	0.006	0.02	0.784	0.118	0.784

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

Os resultados da Tabela 5, por sua vez, mostram que as previsões de VaR a 5% dos retornos das ações da Vale e da Eletrobrás obtidas a partir do modelo ARMA-GARCH com distribuição Normal não são adequadas.

Tabela 5: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 5%

	Petrobras	Itau	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Perdas estimadas	47.5	47.5	47.5	47.5	47.5
O quanto excedeu	41	37	32	49	29
Porcentagem de violações	4.3%	3.9%	3.4%	5.2%	3.1%
Estatística do teste de Kupiec	0.98	2.636	5.985	0.049	8.757
P Valor Kupiec	0.322	0.104	0.014	0.824	0.003
Estatística do teste de Christoffersen	1.763	4.055	8.526	1.355	8.772
P- valor Christoffersen	0.414	0.132	0.014	0.508	0.012

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

Como estamos lidando com dados de retornos diários de ações, que, de acordo com as evidências empíricas da literatura, costumam apresentar uma distribuição com caudas pesadas, ou seja, os retornos têm probabilidade de apresentar valores extremos, principalmente, valores extremos negativos, ainda mais em períodos de crise como o analisado, esperamos que os modelos ARMA-GARCH com distribuição t-Student e Skewed-t gerem melhores previsões de VaR.

A Tabela 6 apresenta os resultados das estimações dos modelos ARMA-GARCH com distribuição *t*-Student para os erros.

Tabela 6: Resultados das estimações dos modelos ARMA-GARCH com distribuição t-student

	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
$\phi 0$	0.00376 (0.528052)	0.00718 (0.067023)	0.000199 (0.702881)	0.000688 (0.351038)	-0.000152 (0.807742)
$\phi 1$			-0.784782 (0000000)	0.797242 (0.000161)	-0.584758 (0.000000)
$\phi 2$					-0.886124 (0.000000)
Θ1			0.827576 (0.00000)	0.610432 (0.009672)	0.0629659 (0.000000)
Θ2					0.913183 (0.000000)
$\alpha 0$	0,00018 (0.05502)	0.00001 (0.000000)	0.000003 (0.504186)	0.179232 (0.000631)	0.000045 (0.316729)
$\alpha 1$	0.089309 (0.000007)	0.040193 (0.00000)	0.040787 (0.00002)	0.709564 (0.00000)	0.088164 (0.00062)
$\beta 1$	0.896313 (0.00000)	0.930626 (0.00000)	0.954911 (0.00000)	1.069122 (0.00000)	0.866313 (0.000000)
$Graus\ de\ liberdade$	6.407539 (0.00000)	6.309118 (0.00000)	13.464520 (0.001508)	4.710402 (0.000000)	4.998318 (0.00000)
AIC BIC	-4.3274 -4.3166	-5.1610 -5.1453	-4.5911 -4.5690	-4.0193 -3.9973	-4.3382 -4.3099

Nota: Entre parênteses encontram-se os p-valores do teste *t.*

É possível observar, a partir da Tabela 6, que os modelos para a média e variância condicionais que tiveram o melhor ajuste aos dados foram: ARMA(1,1)-GARCH(1,1) para os retornos das ações da Vale e do Magazine Luiza, ARMA(2,2)-GARCH(1,1) para os retornos da Petrobrás, enquanto o GARCH(1,1) com média constante teve o melhor ajuste para os retornos da Petrobrás e do Itaú, todos com distribuição *t*-Student para os erros. Os graus de liberdade estimados indicam que, de fato, as distribuições dos erros dos modelos (e, consequentemente, dos retornos das

ações) têm caudas pesadas, com destaque para o retornos das ações do Magazine Luiza e Eletrobrás, cujas distribuições tiveram as menores estimativas dos graus de liberdade.

As Tabelas 7 e 8 apresentam os resultados dos testes de Ljung-Box de não autocorrelação nos resíduos padronizados e resíduos padronizados ao quadrado, indicando que todos os modelos estão bem ajustados aos dados.

Tabela 7: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados

Defasagem	Petrobras	Itau	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
$Lag\ 5$	2.8593 (0.7820)	6.166 (0.28508)	1.7141 (0.9908)	1.78549 (0.7720)	5.765 (0.9790)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados até a defasagem 5.

Tabela 8: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados ao quadrado

Defasagem	Petrobras	Itau	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
$Lag\ 5$	2.9996 (0.7590)	6.008 (0.28820)	4.157 (0.2351)	0.62733 (0.9364)	0.8768 (0.8869)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados ao quadrado até a defasagem 5.

As Tabelas 9 e 10, a seguir, mostram os resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1% e 5%, respectivamente, obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição *t*-Student para os erros. Os resultados mostram que apenas as previsões de VaR a 1% para as ações da Petrobrás não são adequadas, de acordo com o teste de Christoffersen. No caso do VaR a 5%, apenas as previsões para a Eletrobrás não são adequadas, de acordo com os testes de Kupiec e Christtofersen. A melhora nas previsões obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição *t*-Student em relação às previsões dos modelos com distribuição Normal corrobora as evidências encontradas em outros trabalhos da literatura, já que os modelos estimados indicam que as distribuições dos retornos das

ações têm caudas pesadas, permitindo modelar melhor o comportamento de retornos extremos e, consequentemente, gerar melhores previsões de VaR.

Tabela 9: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1%

	Petrobras	**Itau**	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Violações esperadas	9.5	9.5	9.5	9.5	9.5
Número real de violações	15	10	10	7	11
Porcentagem de violações	1.6%	1.1%	1.1%	0.7%	1.2%
Estatística do teste de Kupiec	2.735	0.026	0.026	0.731	0.228
P Valor Kupiec	0.098	0.872	0.872	0.392	0.633
Estatística do teste de Christoffersen	8.181	2.905	0.239	0.835	0.486
P- valor Christoffersen	0.017	0.234	0.887	0.659	0.784

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

Tabela 10: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 5%

	Petrobras	Itau	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Violações esperadas	47.5	47.5	47.5	47.5	47.5
Número real de violações	42	37	40	57	29
Porcentagem de violações	4.4%	3.9%	4.2%	6%	3.1%
Estatística do teste de Kupiec	0.696	2.636	1.314	1.885	8.757
P Valor Kupiec	0.404	0.104	0.252	0.17	0.003
Estatística do teste de Christoffersen	1.353	4.055	4.022	4.494	8.772
P- valor Christoffersen	0.508	0.132	0.134	0.106	0.012

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

A Tabela 11 apresenta os resultados das estimações dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Skewed-*t* para os erros. A tabela mostra que o modelo GARCH(1,1) para a variância condicional dos retornos e média constante teve o melhor ajuste aos retornos das ações da Petrobrás, Itaú e Eletrobrás. Os modelos ARMA(1,1)-GARCH(1,1) e AR(1)-GARCH(1,1) tiveram um melhor ajuste aos retornos da Vale e Magazine Luiza, respectivamente. As estimativas do parâmetro de assimetria da

distribuição Skewed-t, de Fernandez e Steel (1998), indicam que a distribuição dos retornos tem assimetria à esquerda, de modo que existe uma probabilidade de se observar retornos negativos extremos dessas ações, o que é muito provável de ocorrer em períodos de grande volatilidade nos mercados, como o período da pandemia de COVID-19. Por essa mesma razão, esperamos que esses modelos gerem as melhores previsões de VaR.

Tabela 11: Resultados das estimações dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Skewed-t

	Petrobrás	Itaú	Vale	Magazine Luiza	Eletrobras
$\phi 0$	0.00530 (0.412875)	0.000857 (0.049002)	0.000260 (0.629593)	0.001423 (0.117138)	0.00077 (0.907967)
$\phi 1$			-0.787030 (0.000000)	0.079743 (0.001682)	
Θ1			0.829255 (0.00000)		
$\alpha 0$	0,00018 (0.005814)	0.000011 (0.00000)	0.000003 (0.499880)	0.000161 (0.000404)	0.000046 (0.0248570)
$\phi 1$	0.089453 (0.00008)	0.040751 (0.00000)	0.0400817 (0.000002)	0.179233 (0.000003)	0.091375 (0.03734)
$\beta 1$	0.896308 (0.00000)	0.930089 (0.00000)	0.95793 (0.00000)	0.709557 (0.000000)	0.862099 (0.0000)
$Assimetria$	1.025153 (0.0000)	1.029697 (0.00000)	1.021066 (0.00000)	1.069124 (0.000000)	1.027987 (0.00000)
$Graus\ de\ Liberdade$	6.403227 (0.00000)	6.316455 (0.00000)	13.747512 (0.0001598)	4.710518 (000000)	4.990393 (0.00000)
AIC BIC	-4.3265 -4.3076	-5.1604 -5.1415	-4.5901 -4.5649	-4.0193 - 3.9973	-4.3316 -4.3127

Nota: Entre parênteses encontram-se os p-valores do teste *t.*

As Tabelas 12 e 13, com os resultados dos testes de não autocorrelação nos resíduos e resíduos padronizados dos modelos, mostram que os modelos estão bem ajustados aos dados.

Tabela 12: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados

	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
$Lag\ 5$	4.408 (0.2073)	3.7571 (0.2860)	1.7538 (0.9882)	1.78539 (0.7720)	1.3225 (0.9688)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados até a defasagem 5.

Tabela 13: Resultados dos testes de Ljung-Box para autocorrelação nos resíduos padronizados ao quadrado

	Petrobras	Itaú	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
$Lag\ 5$	3.0103 (0.7573)	6.088 (0.28820)	4.151 (0.2358)	0.69309 (0.9407)	1.3225 (0.9688)

Nota: Hipótese nula de não autocorrelação nos resíduos padronizados até a defasagem 5.

As Tabelas 14 e 15 resumem os resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1% e 5%, respectivamente, obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Skewed-*t.* É possível observar que apenas as previsões de VaR a 1% dos retornos da Petrobrás não são adequadas, ou seja, elas não passam no teste de Christoffersen, considerando um nível de 5% de significância para o teste. Já as previsões de VaR a 5% são todas adequadas, de acordo com os testes de Kupiec e Christoffersen. Como era de se esperar, os modelos ARMA-GARCH com distribuição Skewed-t para os erros geraram melhores previsões de VaR a 1% e 5% em comparação aos modelos ARMA-GARCH com distribuição Normal e t-Student.

Tabela 14: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 1%

	Petrobras	**Itau**	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Violações esperadas	9.5	9.5	9.5	9.5	9.5
Número real de violações	15	11	10	7	7
Porcentagem de violações	1.6%	1%	1.1%	0.7%	0.7%
Estatística do teste de Kupiec	2.735	0.228	0.026	0.731	0.731
P Valor Kupiec	0.098	0.633	0.872	0.392	0.392
Estatística do teste de Christoffersen	8.181	2.747	0.239	0.835	0.835
P- valor Christoffersen	0.017	0.253	0.887	0.659	0.659

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

Tabela 15: Resultados dos testes de Kupiec e Christoffersen para as previsões de VaR a 5%

	Petrobras	Itau	Vale	Magazine luiza	Eletrobras
Violações esperadas	47.5	47.5	47.5	47.5	47.5
Número real de violações	41	38	40	58	57
Porcentagem de violações	4.3%	4%	4.2%	6.1%	6%
Estatística do teste de Kupiec	0.98	2.141	1.314	2.289	1.885
P Valor Kupiec	0.322	0.143	0.252	0.13	0.17
Estatística do teste de Christoffersen	1.763	3.381	4.022	5.09	4.494
P- valor Christoffersen	0.414	0.184	0.134	0.078	0.106

Nota: A hipótese nula do teste de Kupiec é de que o número de violações do VaR é correta. A hipótese nula do teste de Christoffersen é de que o número de violações do VaR é correta e de que as falhas são independentes.

Os gráficos das previsões de VaR a 1% e 5% obtidas a partir dos modelos ARMA-GARCH com distribuição Normal, *t*-Student e Skewed-*t* são apresentados no Apêndice desse trabalho, por uma questão de organização. É interessante observar,

a partir desses gráficos, que os valores previstos do VaR a 1% e 5% obtidos a partir de todos os modelos e para todas as ações sofrem uma forte queda no início de 2020, período do auge da pandemia de COVID-19, sugerindo a possibilidade de fortes perdas nesse período.

5. Conclusões

Neste trabalho, analisamos as previsões de VaR a 1% e 5% de significância, obtidas a partir de modelos ARMA-GARCH, para as ações mais líquidas de cada setor listado na B3, sendo elas Petrobrás, Itaú, Vale, Magazine Luíza e Eletrobrás, para o período de 05/01/2019 a 27/10/2022. O objetivo era analisar o comportamento das previsões de VaR dos log-retornos diários dessas ações nesse período de alta turbulência nos mercados financeiros, dada a pandemia de COVID-19, e determinar qual(is) modelo(s) ARMA-GARCH geraram as melhores previsões de VaR para esse período conturbado.

A partir da análise dessas previsões, com base nos testes de Kupiec e Christoffersen, concluímos que os modelos ARMA-GARCH cujos erros têm distribuição Skewed-t geraram as previsões mais acuradas de VaR para os retornos das ações consideradas no período da pandemia de COVID-19. Esse resultado já era esperado, uma vez que as características da distribuição Skewed-t, com caudas pesadas e assimetria, permitem modelar bem o comportamento dos retornos diários das ações, principalmente em momentos de grande turbulência no mercado, em que grandes perdas (retornos negativos extremos) costumam ocorrer.

As previsões de VaR também indicaram a possibilidade de ocorrência de maiores perdas para todas as ações no início do ano de 2020, período de auge da pandemia de COVID-19, evidência que, sem dúvida, é de grande interesse dos investidores.

Por fim, podemos afirmar que este estudo contribui para a literatura empírica de previsão de VaR, uma vez que utiliza os modelos ARMA-GARCH (*benchmark* dessa

literatura) para previsão de VaR para ações de diferentes setores da economia brasileira, em um período tão atípico e turbulento como o da pandemia de COVID-19.

Referências bibliográficas

SILVAPULLE P., C.W.J Granger. (2003). Large returns, conditional correlation and portfolio diversification A value-at-risk approach Quantitative Finance, 1:5, 542-551,

GIOT, P. Laurent, S., (2003). Value-at-risk for long and short trading positions. Journal of Applied Econometrics 641-66 4(2003).

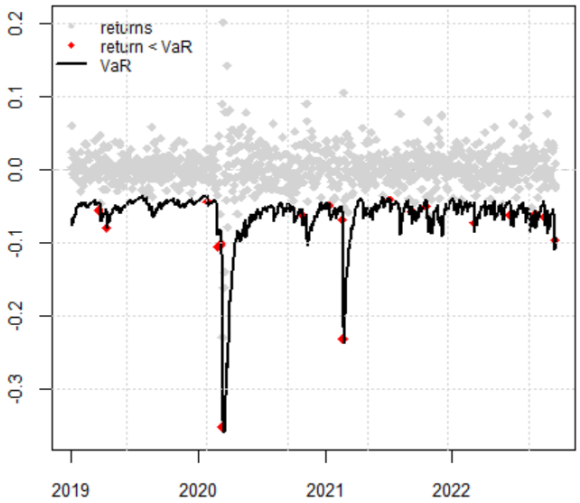
GAIVORONSKI A., Pflug G., (2005). Value-at-risk in Portfolio Optimization: properties and computational approach. Journal of Risk, 1-31(2005).

HULL, J. Opções, futuros e outros derivativos. 9ª edição. Porto Alegre: Bookman, 2016.

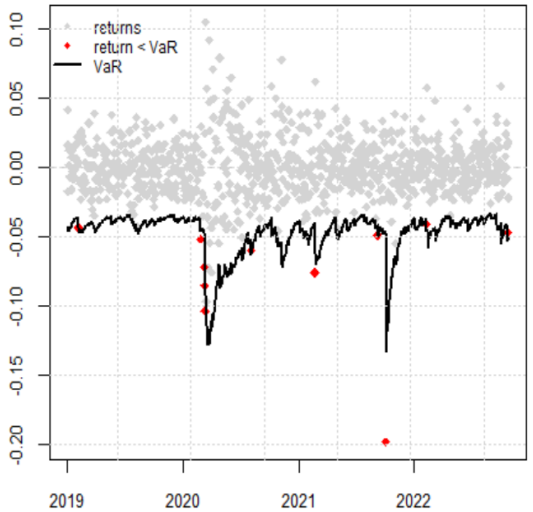
Apêndice

Gráficos do VaR com distribuição normal

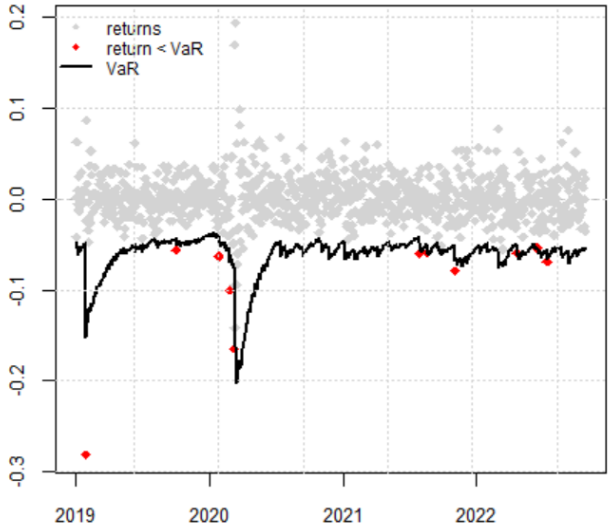
VaR a 1%



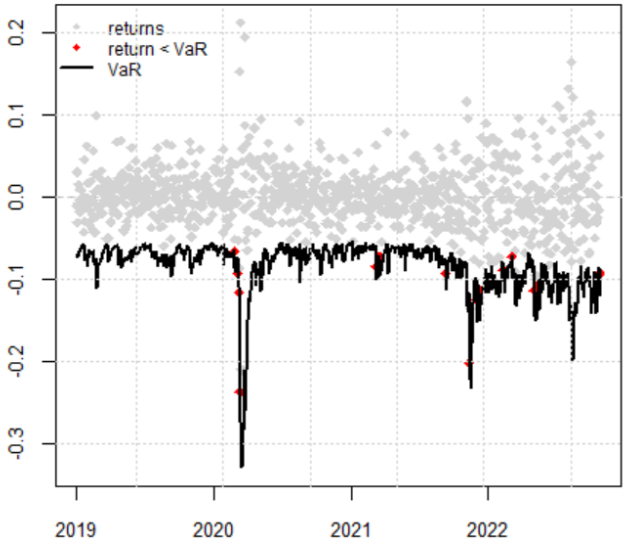
Petrobrás



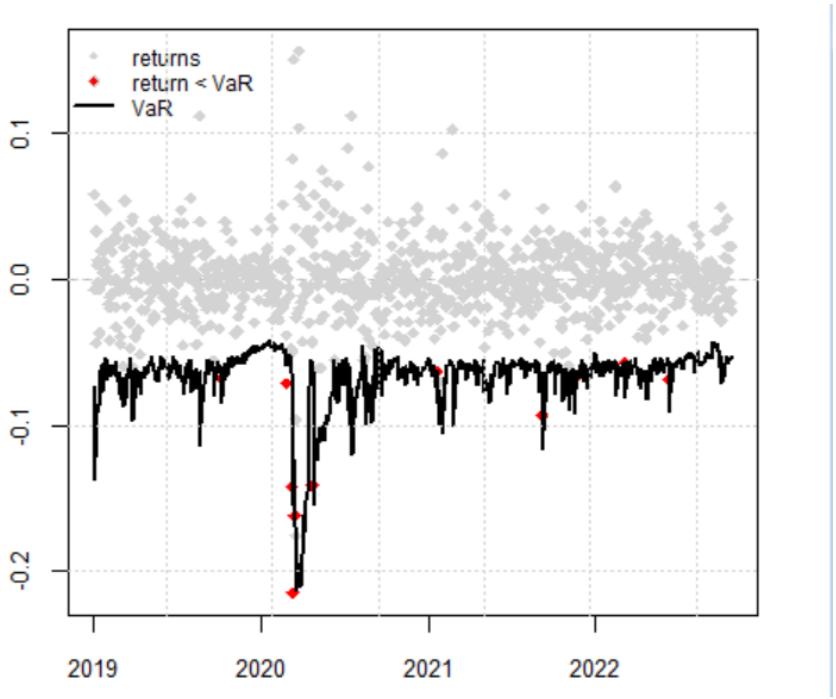
Itaú



Vale

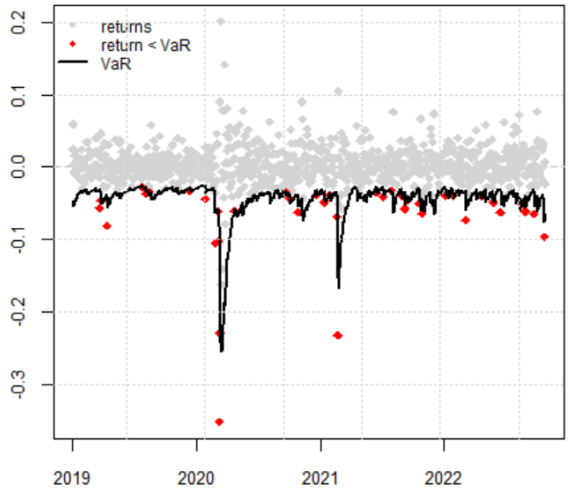


Magazine Luiza

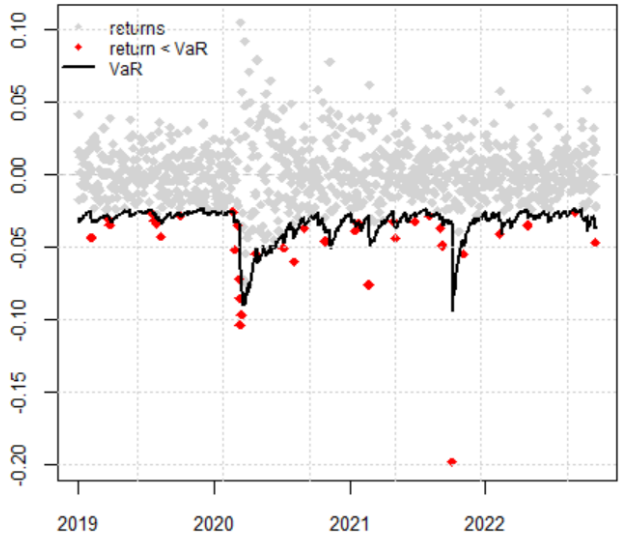


Eletrobrás

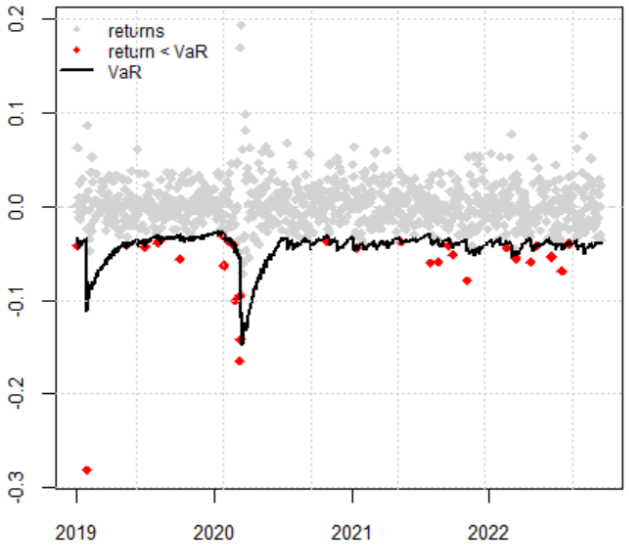
Gráficos do VaR a 5%



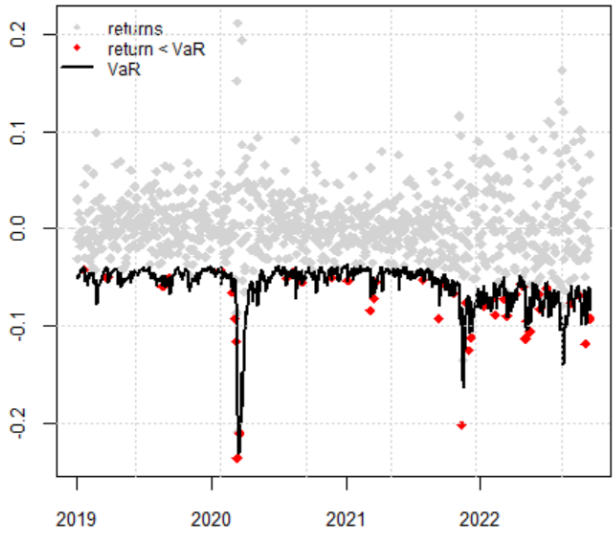
Petrobrás



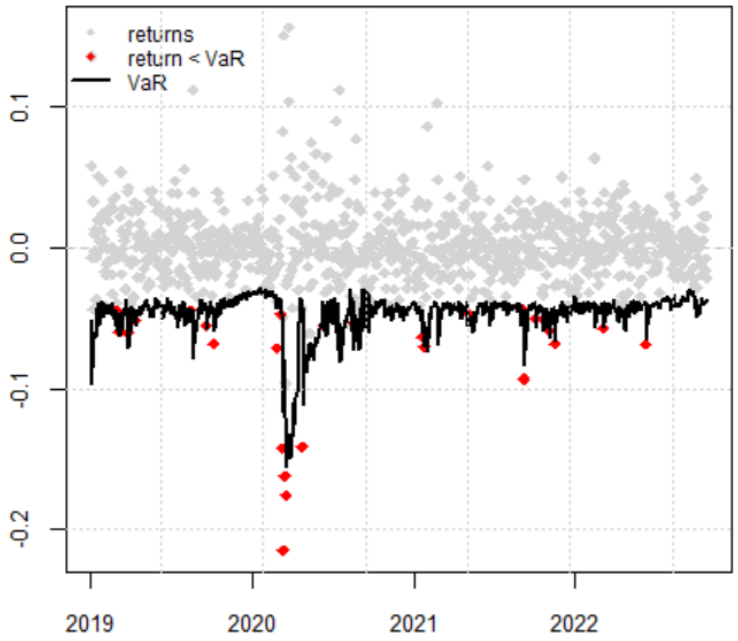
Itaú



Vale



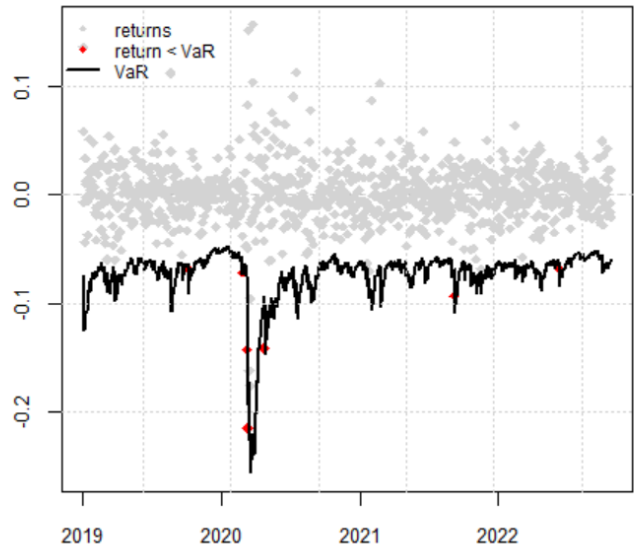
Magazine Luiza



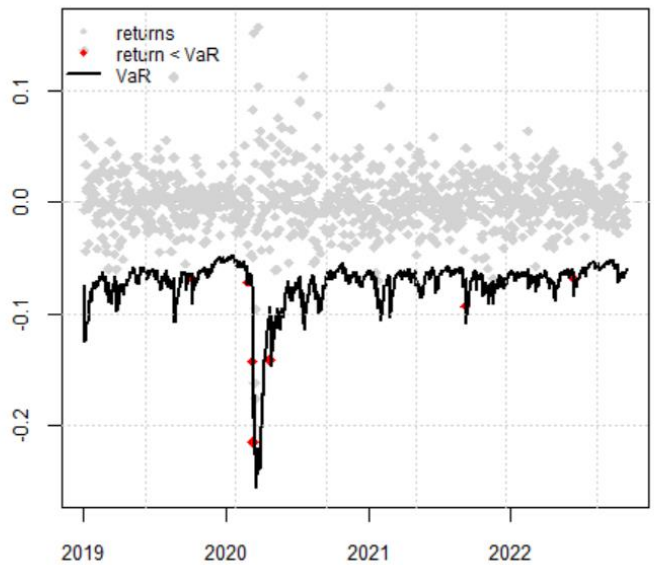
Eletrobrás

Gráficos do VaR com distribuição T-student

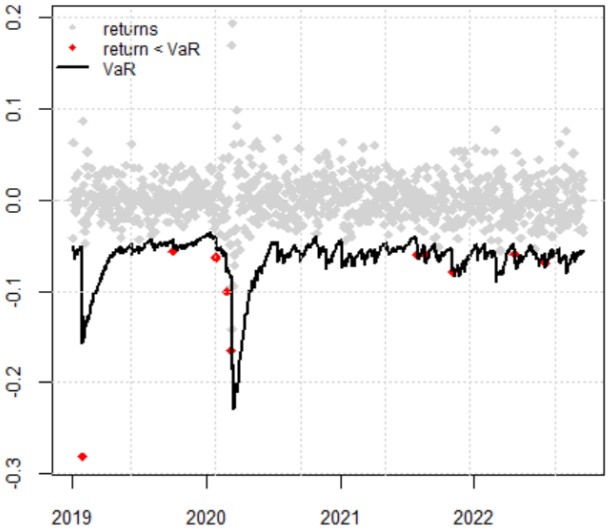
VaR a 1%



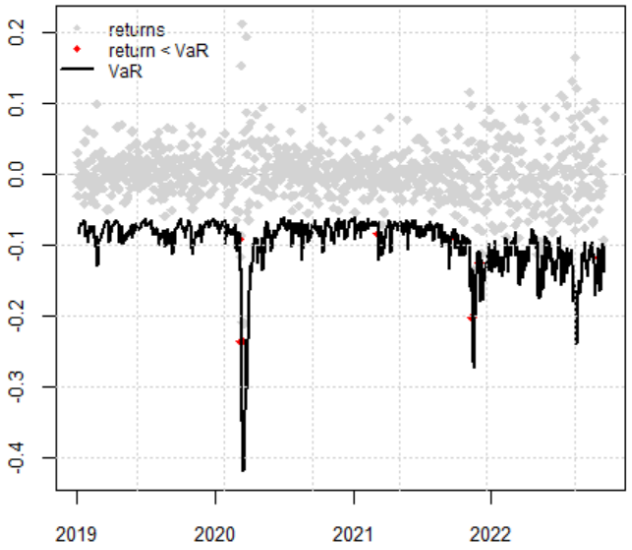
Petrobrás



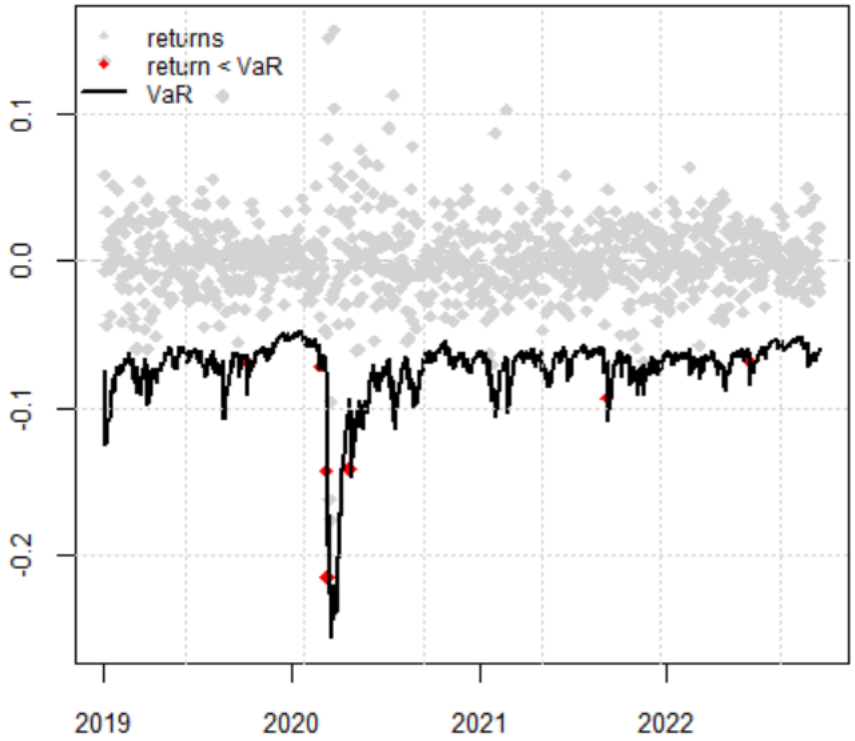
Itaú



Vale

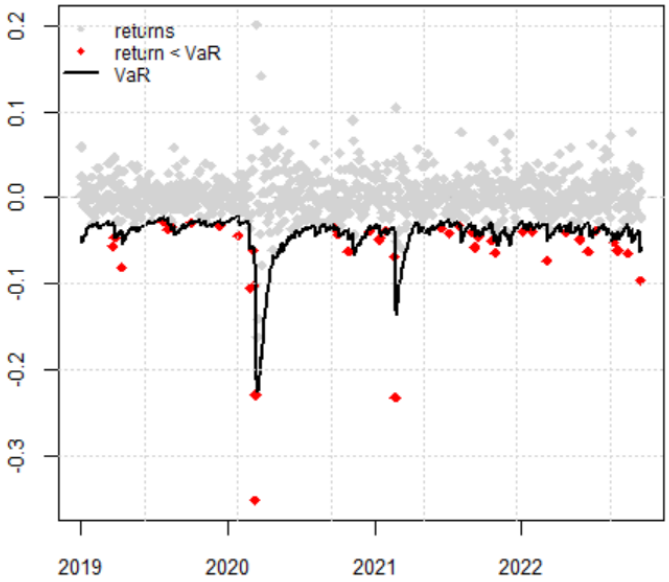


Magazine Luiza

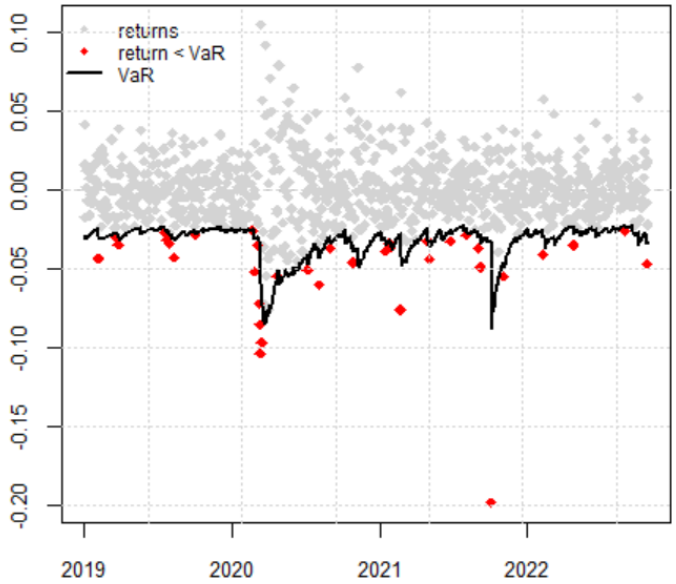


Eletrobrás

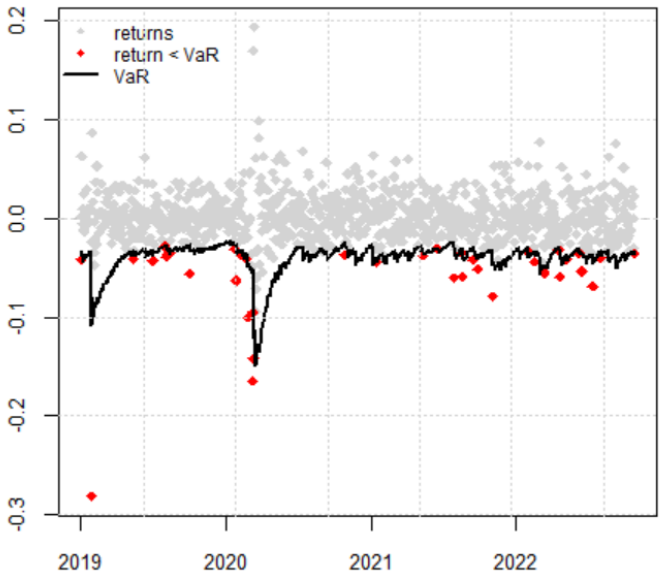
VaR a 5%



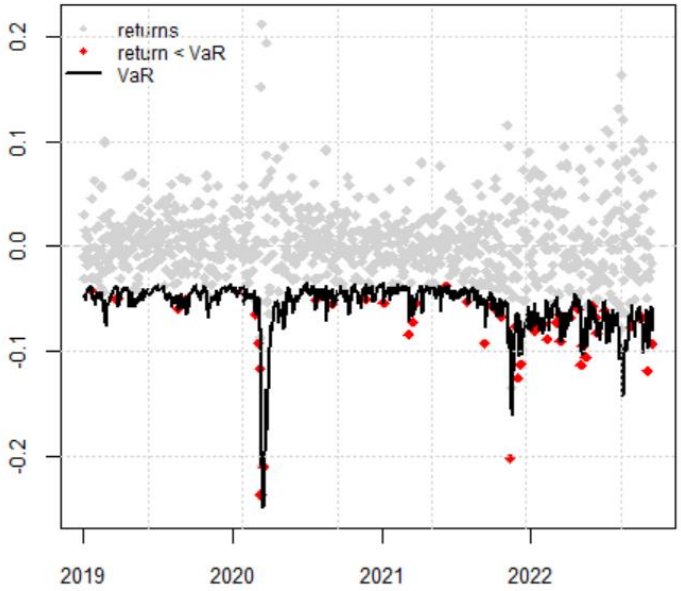
Petrobrás



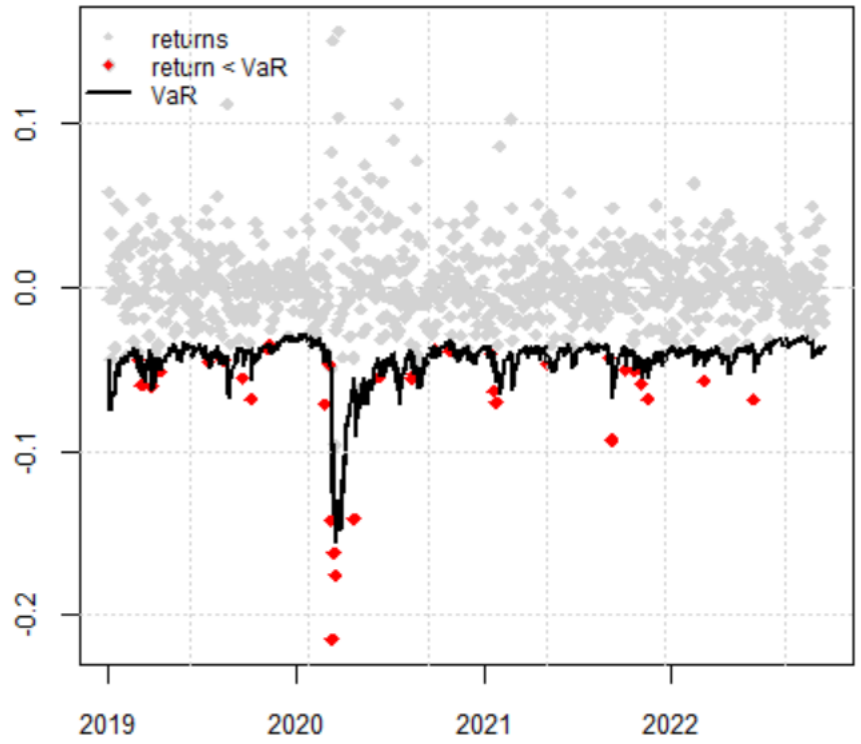
Itaú



Vale



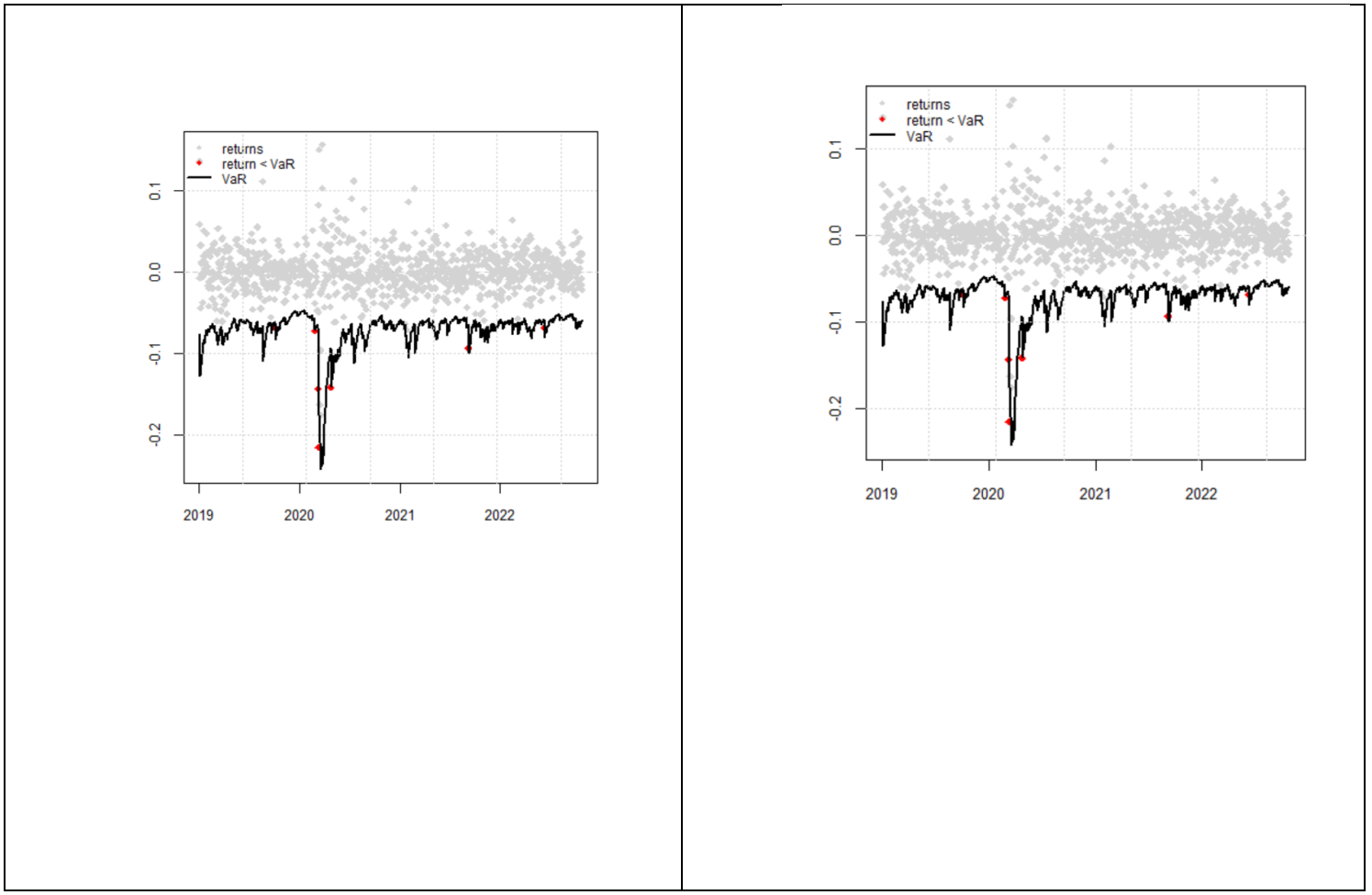
Magazine Luiza



Eletrobrás

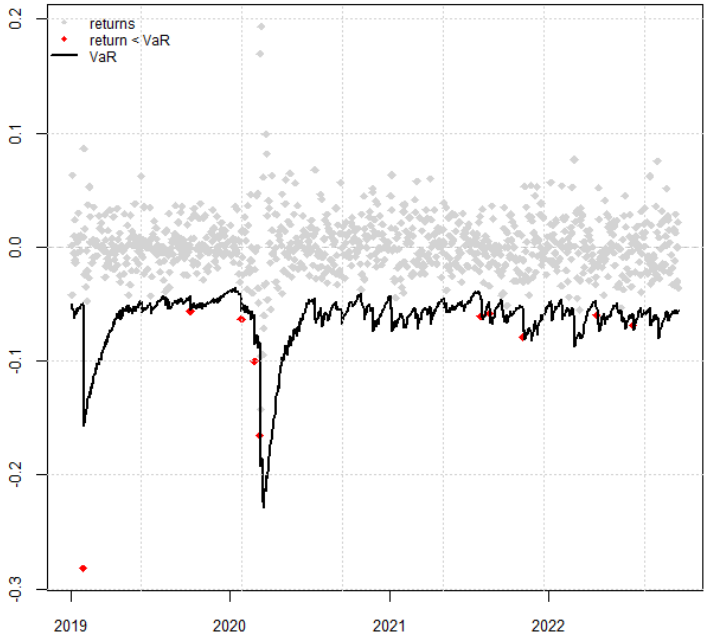
Gráficos do VaR com Distribuição Skewed-T

VaR a 1%

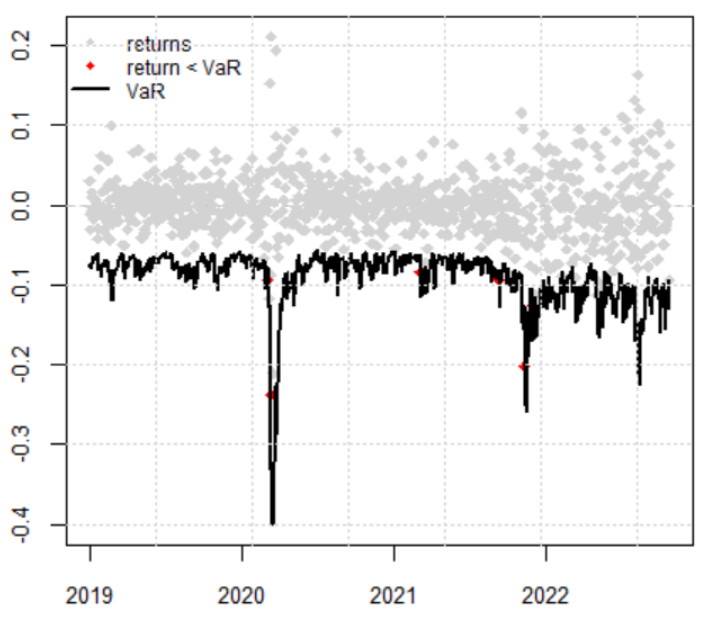


Petrobrás

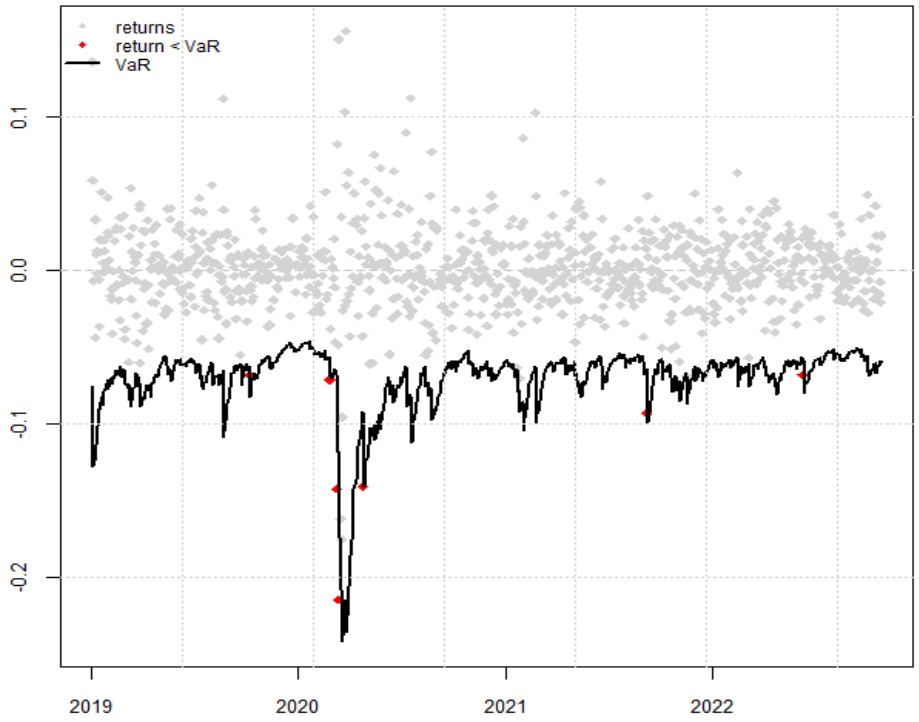
Itaú



Vale

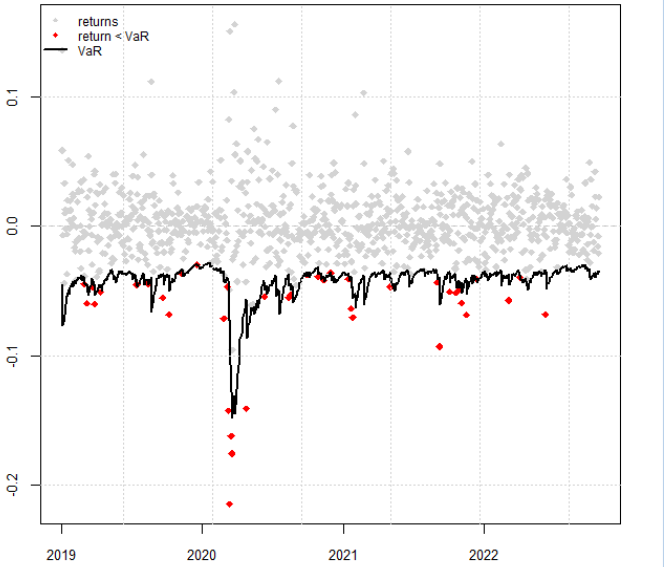


Magazine Luiza

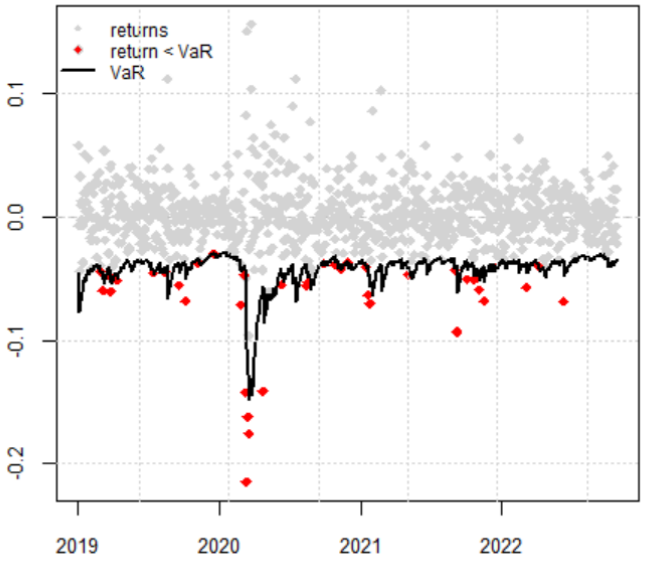


Eletrobrás

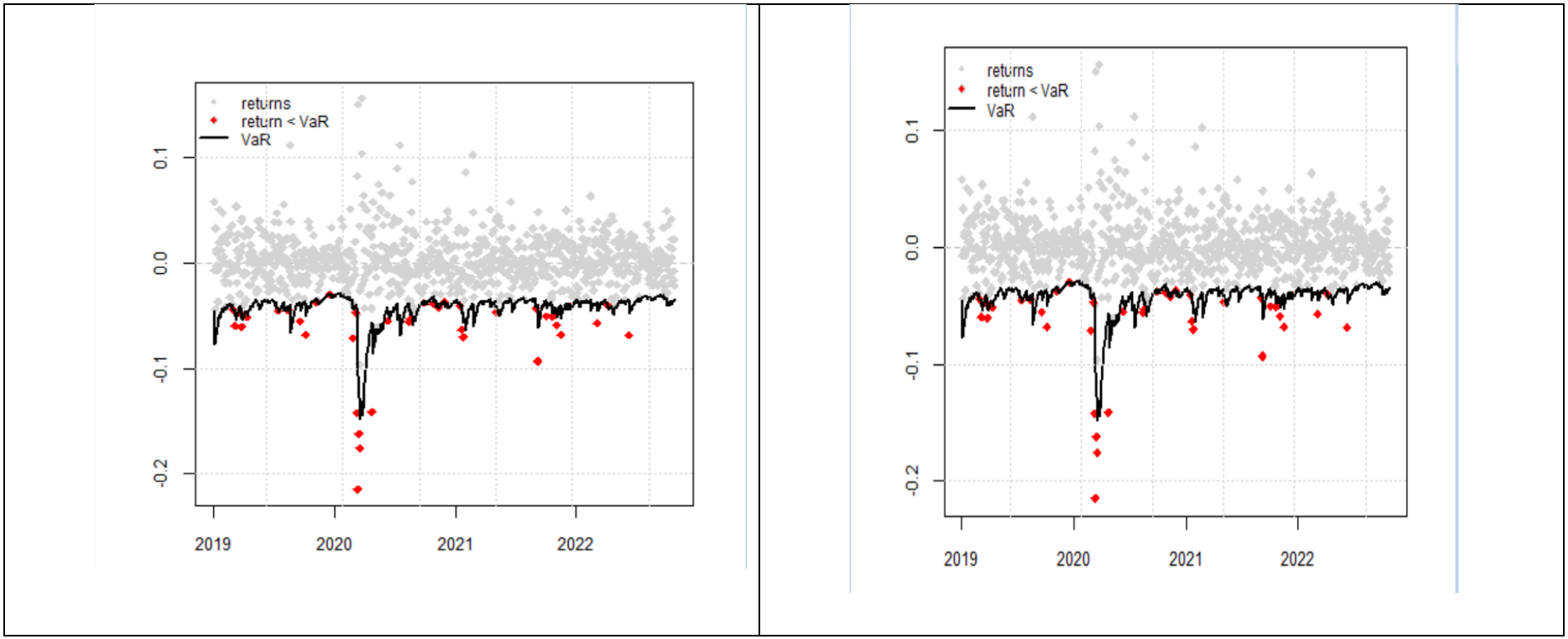
VaR a 5%



Petrobrás

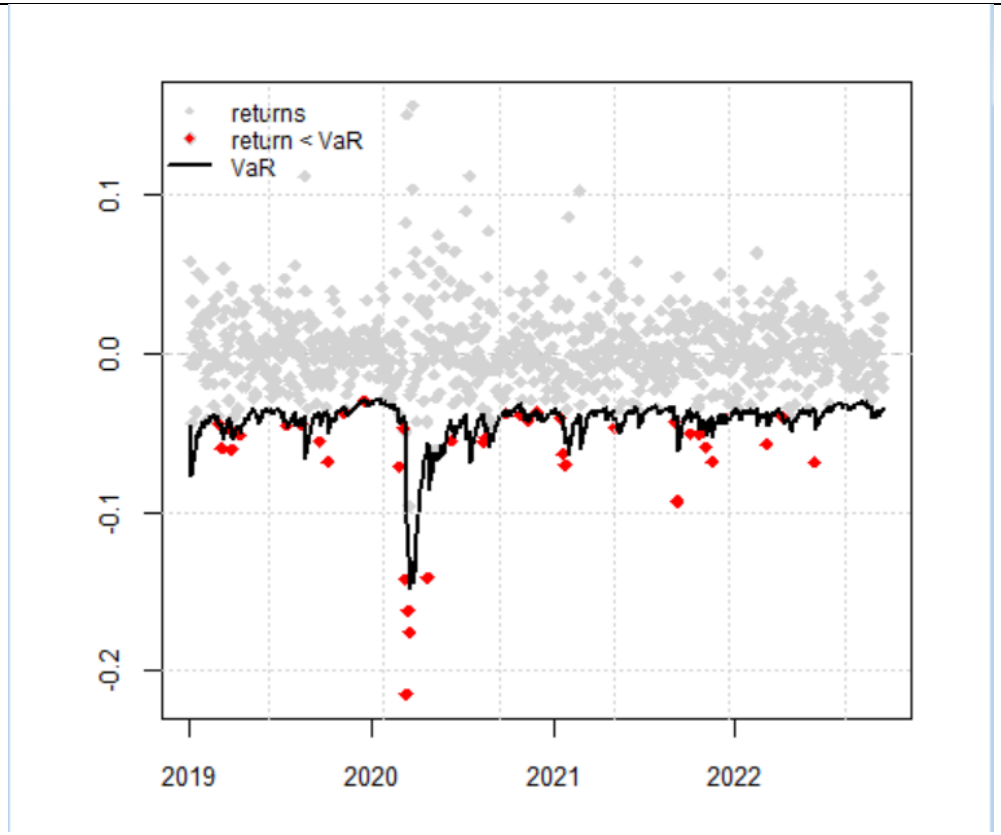


Itaú



Vale

Magazine Luiza



Eletrobrás