



Universidade de Brasília
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística - EST

Análise de dados financeiros da BB Seguridade (BBSE3) e Porto Seguro (PSSA3)

Aluno Responsável:

Mathews de Noronha Silveira Lisboa - 22/0006172

Professora:

Cira E. G. Otiniano

14 de fevereiro de 2023

Sumário

1	Introdução	3
2	Metodologia	4
	2.1 Cópulas	4
3	Resultados	6
4	Conclusão	21

1 Introdução

Um dos setores mais negociados na Bovespa, bolsa de valores de São Paulo é o de seguridade. Entre essas ações uma das que se destacou nos últimos anos é a da Banco Brasil Seguridade, uma empresa vinculada ao Banco do Brasil criada em 2012. Também conhecida pela abreviação de BB seguridade e possui o código de negociação na B3 de BBSE3. Outra ação do mesmo setor de muito prestígio entre os investidores especialistas é a ação de código PSSA3 que é referente ao código de negociação na B3 das ações ordinárias da Porto Seguro Sa, que é inclusive ainda mais tradicional no mercado de seguros que a BB seguridade.

Uma das razões para essa empresa chamar atenção é seu alto retorno em dividendos todos os anos, sendo considerada uma ótima pagadora. Além disso, os riscos são diluídos uma vez que a seguradora é parte de um dos maiores bancos do país e além disso um de capital misto, ou seja, a união tem parte da empresa. Por parte da Porto Seguro, também chama-se atenção a confiabilidade de pagamento, mas também o que é um ponto positivo para os investidores de BB seguridade torna-se um ponto negativo para os de Porto Seguro, pois é uma empresa de resultados muito mais independente do grupo que é dono majoritário, ou seja, não tem seus resultados atrelados a de nenhum banco.

Na data desse trabalho a ação unitária do BBSE3 está sendo negociada a $R\$34,20$ enquanto a PSSA3 está sendo negociada a 23.54, o objetivo desse trabalho é verificar a adequação de modelos de distribuição extremas e da distribuição alfa-estável para o máximo log-retornos das séries históricas da ação da BB seguridade e Porto Seguro.

2 Metodologia

Os dados utilizados nesse trabalho referem-se as cotações da ação BBSE3 durante o período de 18-12-2015 até 18-12-2022, ou seja os últimos 7 anos, contendo 1740 observações. A justificativa para utilização da Teoria de Valores Extremos vem do fato dos dados estarem ligados á ocorrência de eventos extremos na bolsa de valores.

Serão analisados os log-retornos diários segundo a alta dos preços no dia, ou seja, o maior valor cotado no dia para a ação. Dessa forma, os dados ficam transformados em torno de zero e os valores extremos de pico da ação acabam sendo amenizados, o que facilita a implementação da Teoria de Valores Extremos.

A família de distribuições GEV (*Generalized Extreme Values*) que serão utilizadas durante o restante desse trabalho é dada pela distribuição acumulada e tem a função quantil respectivamente representadas por:

$$G(x) = \begin{cases} \exp(-(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma})^{-1/\xi}), & \text{se } \xi \geq 0; \\ \exp(-\exp(-\frac{x - \mu}{\sigma})), & \text{se } \xi = 0. \end{cases} \quad (2.0.1)$$

$$G(x)^{-1} = \begin{cases} \hat{\mu} - \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\xi}} [1 - (-\log(x))^{-\hat{\xi}}] & \text{se } \xi \geq 0; \\ \hat{\mu} - \hat{\sigma} \log(-\log(x)) & \text{se } \xi = 0. \end{cases} \quad (2.0.2)$$

Em que ξ é o parâmetro de forma, μ é o parâmetro de locação e σ é o parâmetro e escala. É importante lembrar que o ξ é o responsável por determinar com qual das distribuições da família GEV será trabalhado, sendo que os valores de $\xi = 0$, $\xi > 0$ e $\xi < 0$ correspondem, respectivamente, às distribuições Gumbel, Fréchet e Weibull.

2.1 Cópulas

Definição de cópulas bivariadas: Uma função de cópula bidimensional de acordo (PALARO; HOTTA, 2006), corresponde a uma função C tal qual está em $[0, 1]^2$ e que tem o domínio em $[0, 1]$ com as seguintes propriedades.

1. $C(x) = 0$ para todo $x \in [0, 1]^2$ quando ao menos um dos valores de x é igual a 0;
2. $C(x_1, 1) = C(1, x_2) = 1$ para todo valor de $(x_1, x_2) \in [0, 1]^2$
3. $Vol([a, b]) = C(a_2, b_2) - C(a_1, b_2) - C(b_1, a_2) + C(a_1, b_1) \geq 0$

Considerando o teorema de Sklar, conforme apresentado em Rüschendorf (2009), pode-se afirmar a existência de uma cópula associada a toda f.d.a multivariada e que essa

cópula pode ser utilizada em conjunto as marginais para descrever a função de distribuição acumulada da multivariada.

De acordo com o [Nelsen \(2007\)](#), na tabela 1, apresenta-se as principais séries arquimedianas:

cópulas	$\phi_{\theta}(t)$	$\phi_{\theta}^{-1}(t)$
Clayton	$\frac{1}{\theta}(t^{-\theta} - 1)$	$(1 + \theta t)^{-1/\theta}$
Frank	$-\log\left(\frac{\exp(-\theta t) - 1}{\exp(-\theta) - 1}\right)$	$\frac{1}{\theta}\log(1 + \exp(-t)\exp(-\theta) - 1)$
Gumbell	$(-\log(t))^{\theta}$	$\exp(-t^{1/\theta})$

Tabela 1: Principais cópulas arquimidianas

Todos os cálculos e gráficos foram feitos utilizando o software ([R Core Team, 2022](#)), na versão 4.1.2 .

3 Resultados

Nessa seção será apresentado os resultados para a série histórica da BBSE3. Primeiramente na figura 1 é apresentada a série de valores máximos diários das ações da BB seguridade, compreendendo as datas de 02 de janeiro de 2014 até 29 de dezembro de 2022. Observando as duas séries é notável que na figura 1 apresenta-se uma série muito mais estável, caminhando de lado entre o período de 2016 e 2018, com uma grande subida em 2019 e enfim uma queda em 2020 no período da pandemia. Já no caso da figura 2, observa uma série que teve uma tendência de alta desde 2016, porém alcançou também o pico no final de 2019 e sofreu a queda do início da pandemia em no começo de 2020. A recuperação do período de pandemia é distinta também, enquanto Porto Seguro parece ter uma recuperação rápida ainda durante o período de pandemia e depois uma queda no ano de 2021, a BB Seguridade parece ter sentido muito mais os efeitos negativos da pandemia e passou a uma recuperação apenas em 2022, porém com uma tendência de subida muito mais aguda.

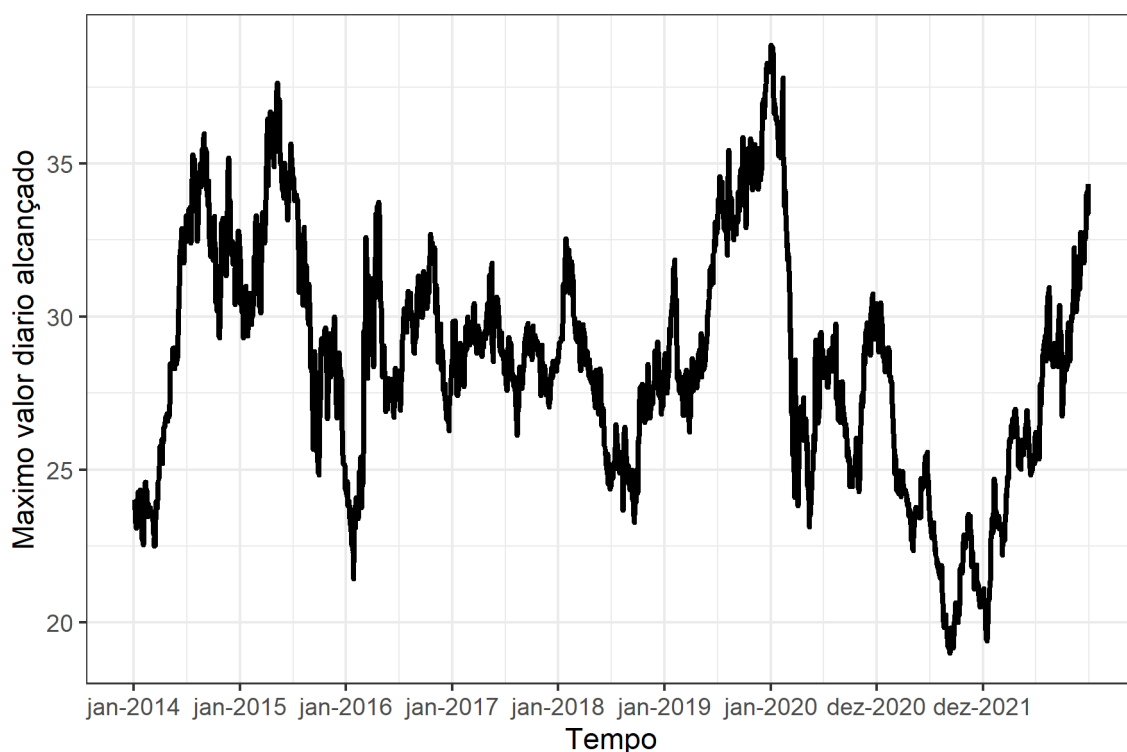


Figura 1: Série de máximos diário ações BBSE3

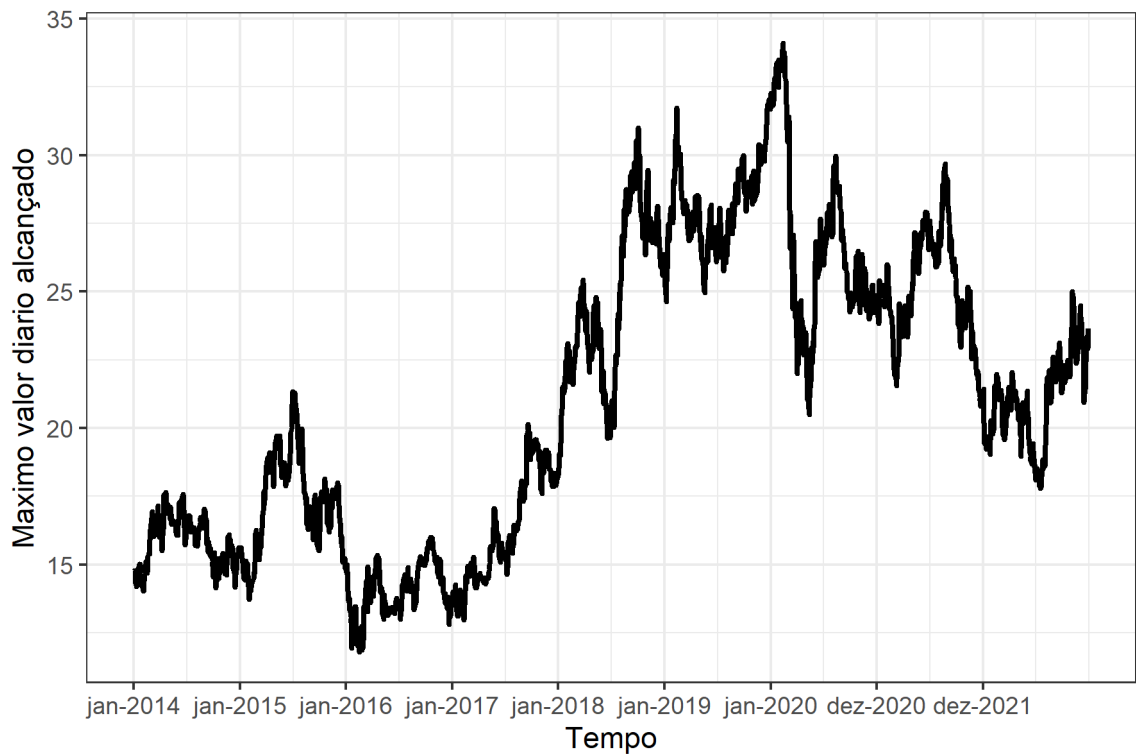


Figura 2: Série de máximos diário ações PSSA3

Para uma análise de valores extremos é necessário obtenção do log-retorno, que dá-se da seguinte forma:

$$R_i = \log \left(\frac{H_i}{H_{i-1}} \right) \quad (3.0.1)$$

Nas figuras 3 e 4 tem-se as séries histórica dos valore calculados de log-retornos para a BB seguridade e Porto Seguro respectivamente. Observa-se que em ambas as imagens, possuem uma variação em torno de zero tal qual o esperado quando citado na metodologia, contendo variações mais controladas que as respectivas séries históricas originais de valores máximos diários. Ainda observa-se que possuem grande variabilidade próximo ao mês de dezembro de 2019 e em seguida em janeiro de 2020, sendo essas datas marcadas pelo começo da pandemia logo nos meses seguintes em março de 2020. Ou seja, antes da pandemia teve-se o recorde histórico da alta da ação.

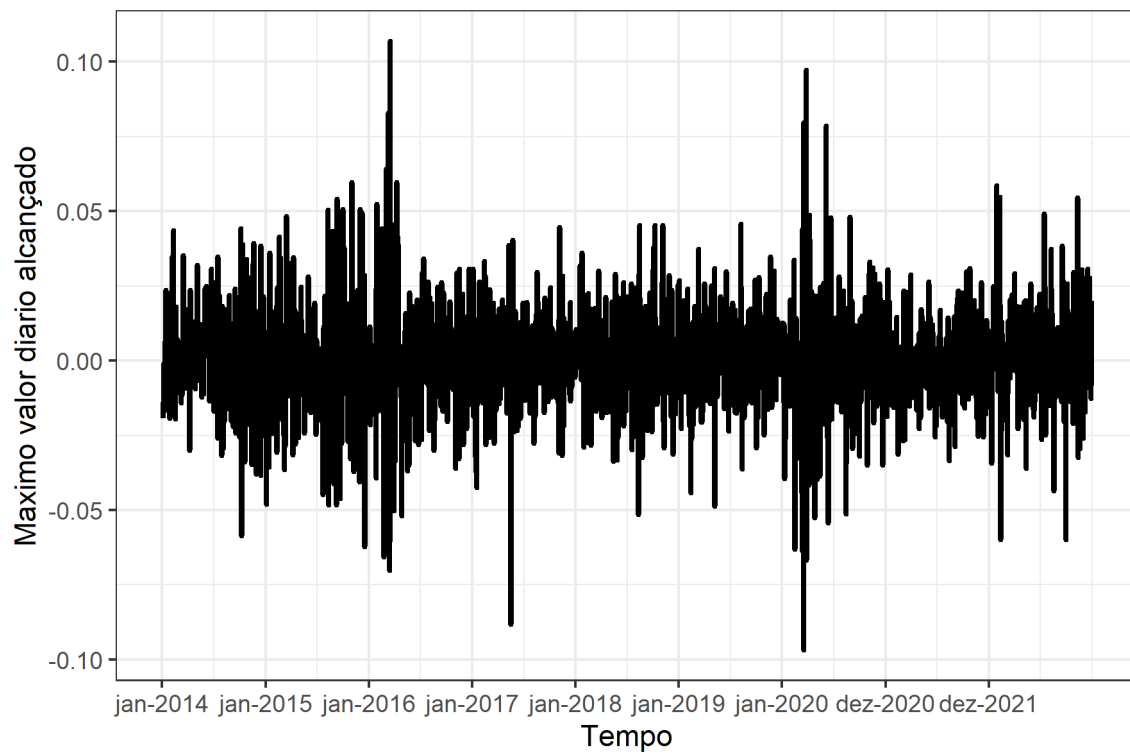


Figura 3: Série log-retornos do máximo diário das ações BBSE3

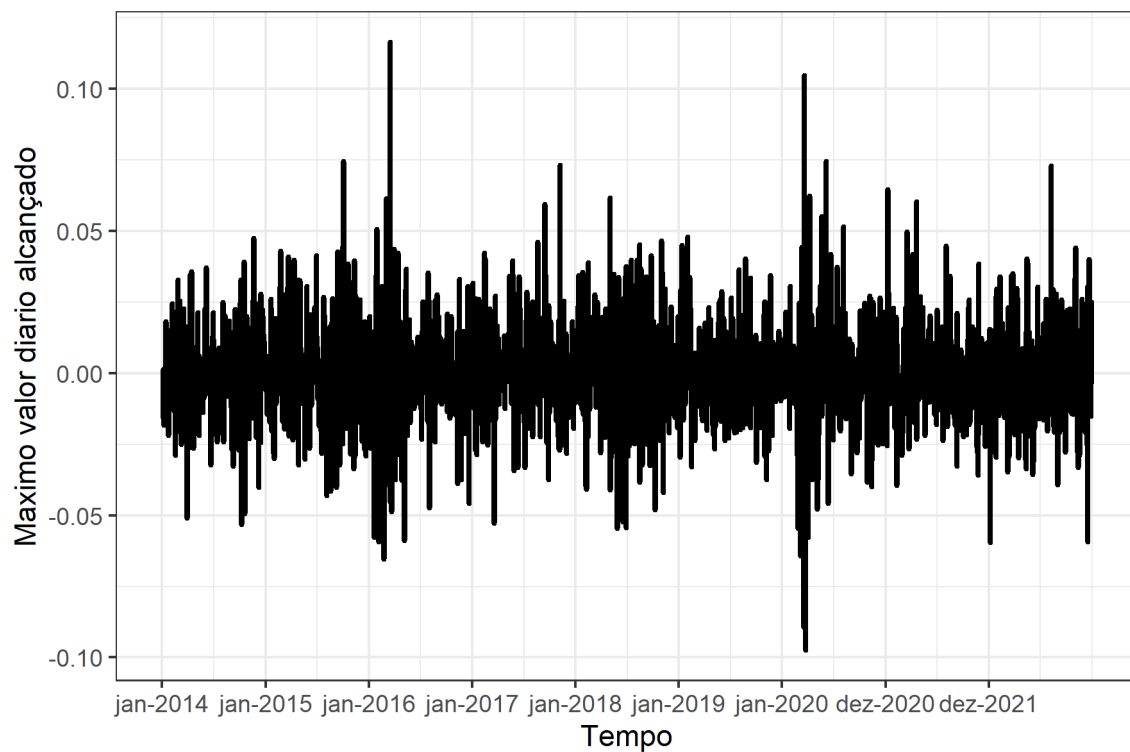


Figura 4: Série log-retornos do máximo diário das ações PSSA3

Tabela 2: Medidas Resumo log-retornos máximo diários da BBSE3

Média	Variância	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
0.0001	0.0003	0.0170	-0.0968	0.1070

Tabela 3: Medidas Resumo log-retornos máximo diários da PSSA3

Média	Variância	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
0.0002	0.0003	0.0178	-0.0975	0.1165

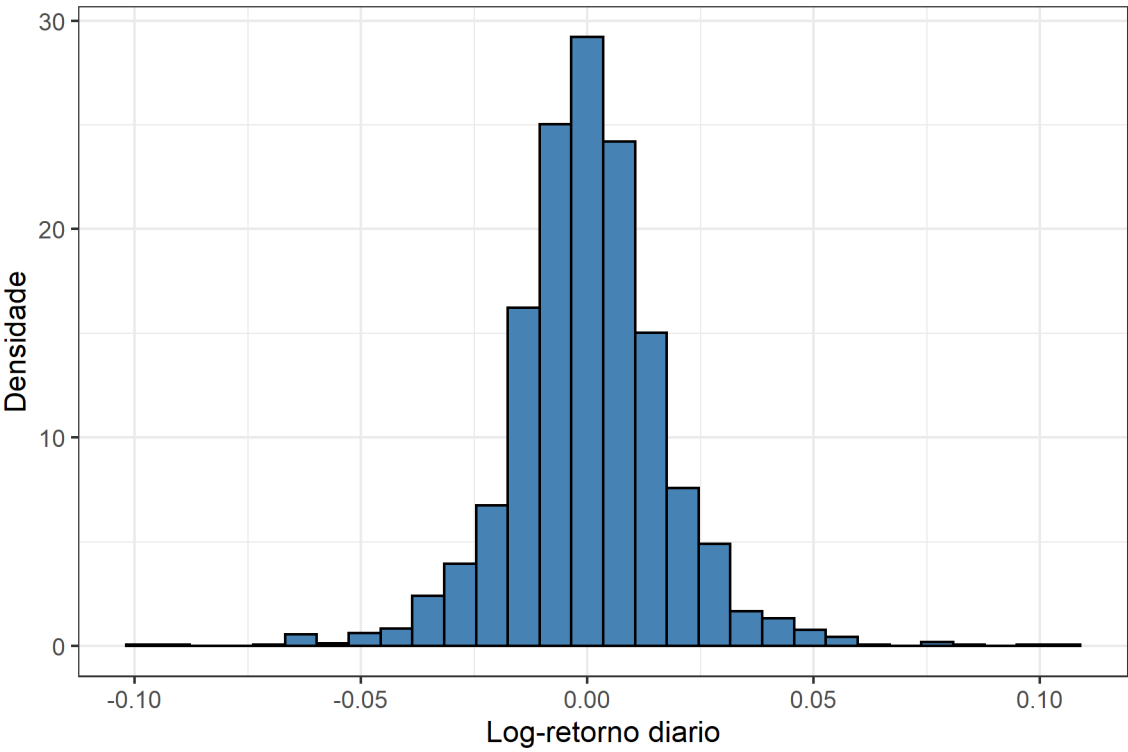


Figura 5: Histograma log-retorno diário das ações BBSE3

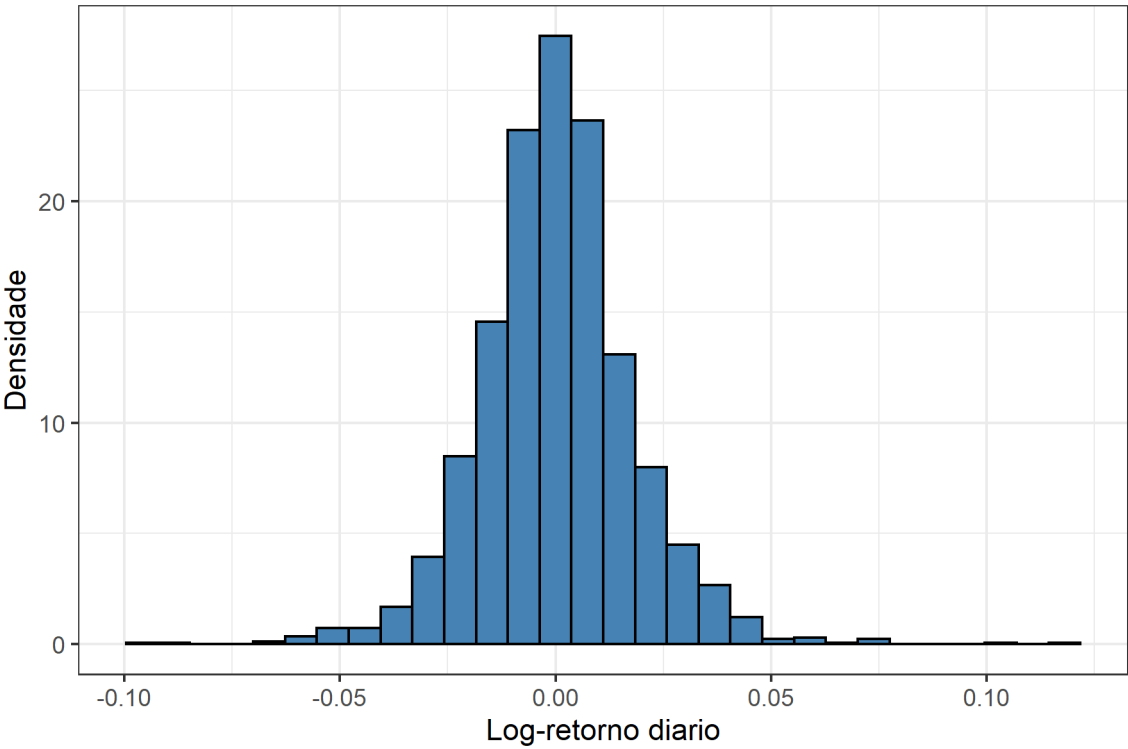


Figura 6: Histograma log-retorno diário das ações PSSA3

Já nas tabelas 2 e 3 apresenta-se algumas das medidas resumos para o caso do log-retornos. Nota-se que em todo o caso os retornos estão basicamente iguais em todas as medidas calculadas.

Na figura 5 representa em forma de histogramas a série histórica dos log-retornos do máximo diário da ação da BBSE3. O histograma chega a apresentar uma fora de sino, porém observe que os valores das caldas parecem pesadas demais para os dados sigam uma distribuição gaussiana. sendo assim, caso feito um ajuste de distribuição alfa-estável deve-se observar um $\alpha < 2$ gerando assim, um ajuste razoável. Observando a figura 6 que representa histograma dos log-retornos do máximo diário da ação de PSSA3, também nota-se que ocorre o formato de isno, porém novamente os valores das caldas parecem pesadas para uma normal e novamente deve-se observar uma alfa-estável com $\alpha < 2$ gerando assim um ajuste razoável.

Dessa forma, utiliza-se assim o método de quantis para realizar o ajuste dos parâmetros da distribuição dos log-retornos em relação á alfa-estável, obtendo-se os seguintes parâmetros para a BB seguridade e Porto Seguro respectivamente:

$$\alpha = 1.589; \beta = 0.124; \gamma = 0.009; \delta = -0.00062 \quad (3.0.2)$$

$$\alpha = 1.646; \beta = 0.141; \gamma = 0.010; \delta = -0.000282 \quad (3.0.3)$$

Como esperado foi ajustado uma alfa-estável com $\alpha < 2$, porém também é maior que 1, sendo assim apresenta-se então uma distribuição que possui média porém não tem segundo momento definido e portanto não há também variância.

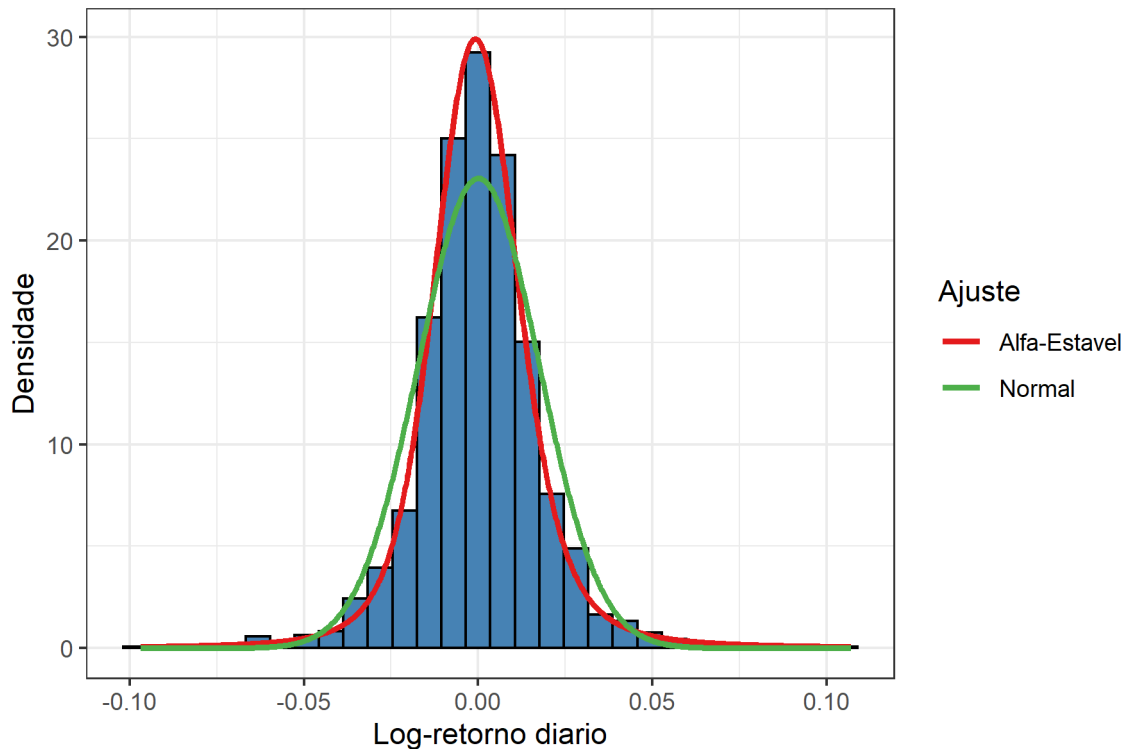


Figura 7: Histograma log-retorno diário das ações BBSE3 comparação alfa-estável e normal

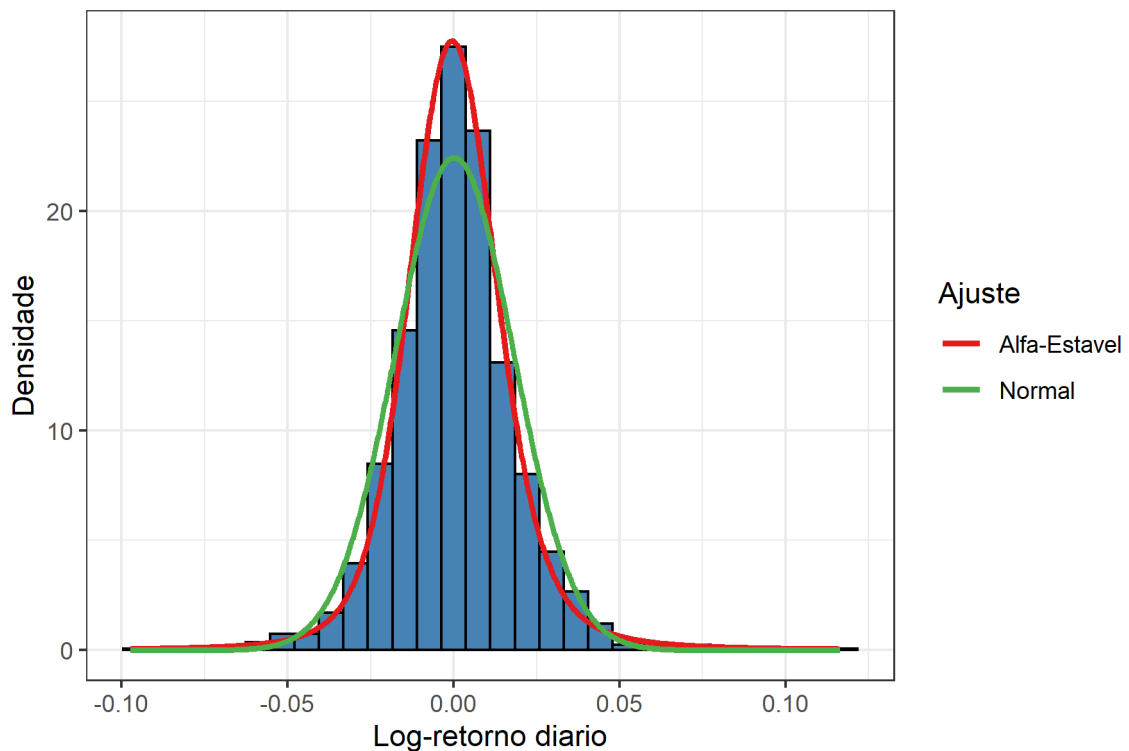


Figura 8: Histograma log-retorno diário das ações PSSA3 comparação alpha-estável e normal

Observando a imagem da figura 7 constata-se que conforme o esperado, que para os log-retornos diários, não há um ajuste bom pela distribuição normal, sendo assim, são melhores ajustados através da curva da distribuição alpha-estáveis com parâmetros $\alpha < 2$. O mesmo pode ser dito ao observa a figura 8 também conforme o esperado, para os log-retornos diários não há ajuste satisfatório para a distribuição normal, sendo que são melhores ajustados por meio da curva da distribuição alpha-estáveis.

Tabela 4: VaR(Value at Risk) para os log-retornos diários da BBSE3

Confiança	VaR Histórico	VaR Gaussiano	VaR Alfa-Estável
95%	-0.03	-0.03	0.03
99%	-0.05	-0.04	0.06
99.9%	-0.07	-0.05	0.26

Tabela 5: VaR(Value at Risk) para os log-retornos diários da PSSA3

Confiança	VaR Histórico	VaR Gaussiano	VaR Alfa-Estável
95%	-0.03	-0.03	0.03
99%	-0.05	-0.04	0.06
99.9%	-0.07	-0.05	0.24

Observando a tabela 4 encontra-se os valores para o VaR pelos métodos históricos, gaussiano e alpha-estável dos log-retornos das ações da banco do brasil seguridade, utilizando os níveis de confiança 95%, 99% e 99,9%. Nota-se que para o método alpha-estável

é o único que apresenta valores positivos. O mesmo pode ser dito quando observar a tabela 5, valores praticamente os mesmos para o VaR Histórico, Var Gaussiano e apenas uma diferença em VaR Alfa-Estável levando em consideração até 2 casas decimais, novamente apenas o VaR Alfa-Estável apresenta valores positivos. Acontece que como estamos trabalhando com log-retornos, para tornar mais simples de entender pode-se passar os valores na função exponencial, de forma que se o VaR obtido para 99% de confiança para o alpha-estável para a BB seguridade, temos então:

$$\text{Retorno Máximo} = \exp(0.06) - 1 \approx 0.062 \quad (3.0.4)$$

ou seja, afirma-se que com 99% de confiança, considerando o modelo alpha-estável, que de um dia para o outro não alcançará um retorno maior que 6,2%. Valores negativos de VaR indicam possível perda, enquanto valores positivos indicam possível ganho, nesse caso observando a tabela 10, observa-se que o único ajuste que mostra ganhos para um investimento é no caso de seguir-se o modelo alpha-estável.

Tabela 6: Retorno máximo de um dia para o outro, com 1 mil investidos na BBSE3

Confiança	VaR Historico	VaR Gaussiano	VaR Alfa-Estavel
95%	975.00	972.00	1027.00
99%	954.00	961.00	1062.00
99.9%	928.00	949.00	1266.00

Tomando o Teorema de Valor Extremo (ou Teorema de Fisher-Tippett-Gnedenko), o valor máximo de uma amostra de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d), além de normalizadas, só pode assumir uma distribuição GEV. Porém, não podemos assumir a independência da série uma vez que os dados possuem correlação em função do tempo característica de uma série temporal.

A bibliografia já discute que não é possível concluir que os dados são iid, porém pode-se ter uma noção ao se realizar testes de hipóteses, como o teste de Ljung-Box para independência. Nesse caso, vale dizer que se o teste falha, os dados não são independentes, porém aceitar hipótese nula não significa independência necessariamente. Pensando em então em resolver o problema da correlação, faz-se o agrupamento dos dados em blocos. Primeiramente é preciso determinar o tamanho dos blocos que foi definido por meio do teste de Ljung-box e o tamanho do bloco é aquele mínimo para garantir a não correlação entre blocos, ou seja, o tamanho do último bloco que deixou de rejeitar o teste. Aplicando essa metodologia para o Porto Seguro temos o seguinte resultado:

Tabela 7: Teste de independência de blocos máximos de PSSA3

Tamanho do Bloco	p-valor
12	0.02
13	0.04
14	0.09
15	0.06
16	0.09
17	0.54
18	0.11
19	0.54
20	0.34
21	0.30
22	0.43

Tabela 8: Teste de independência de blocos máximos de BBSE3

Tamanho do Bloco	p-valor
12	0.0
13	0.0
14	0.0
15	0.0
16	0.0
17	0.0
18	0.0
19	0.34
20	0.0
21	0.0
22	0.05

Observando a tabela 7 que considerando um nível de confiança de 10% que o tamanho dos blocos deve ser de 17. Porém ao observa a tabela 8 temos que a hipótese nula é rejeitada em todas os tamanhos exceto para o de blocos de tamanho 19, porém logo em seguida passa a rejeitar novamente. Isso indica que não encontraremos um tamanho de bloco satisfatório para o caso da BB seguridade. Sendo assim, tomou-se para ambos o tamanho de bloco igual a 17 para que assim as comparações sejam feitas com bases de mesmo tamanho.

Na figura 9 observa-se os histogramas de séries históricas dos log-retornos máximos agora agrupados por blocos, que foi determinado utilizando a metodologia anterior em 17 dias. Desse momento do trabalho em diante, será considerado apenas o conjunto de dados agrupados. Sabe-se que os dados seguem uma distribuição GEV, mas ainda é preciso definir qual distribuição está sendo trabalhada. Para tanto, foi feito o ajuste da distribuição GEV em que se tem na figura 10 os quantis empíricos da GEV, verifica-se um comportamento de uma distribuição de Fréchet pois os dados estão acima da reta de regressão.

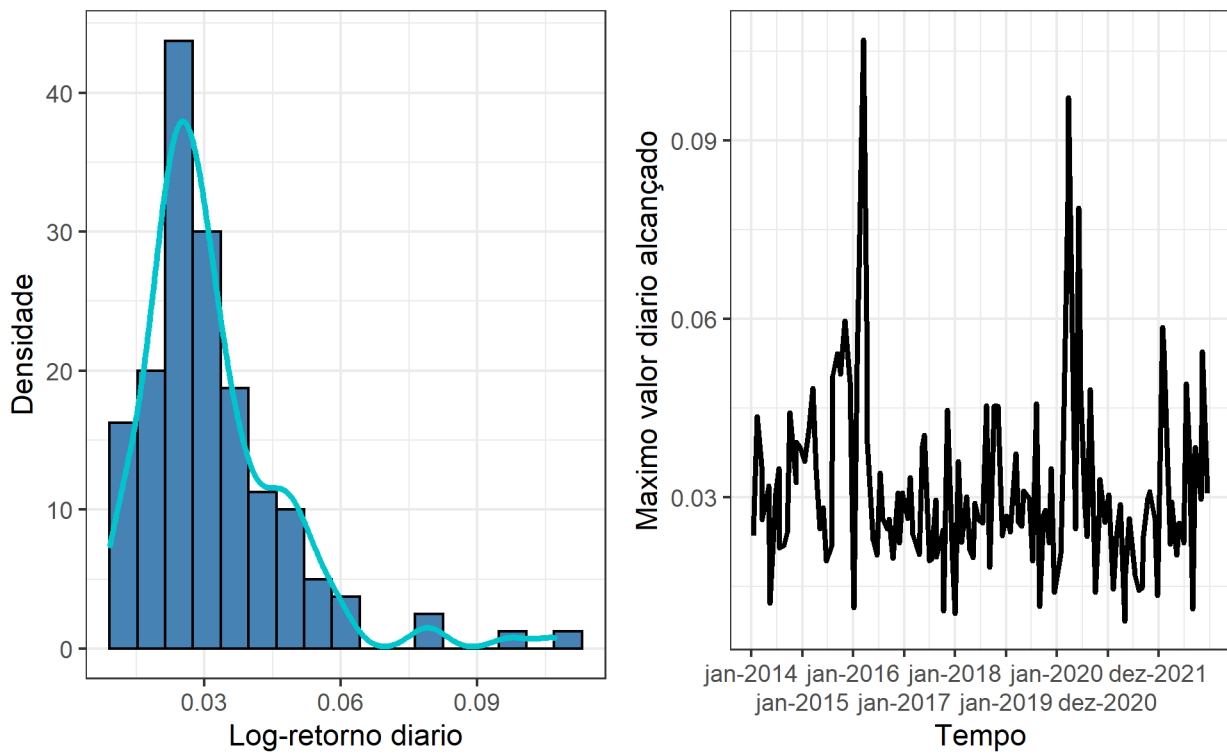


Figura 9: Histograma e Série histórica dos log-retornos máximos das ações BBSE3 agrupados a cada 17 dias

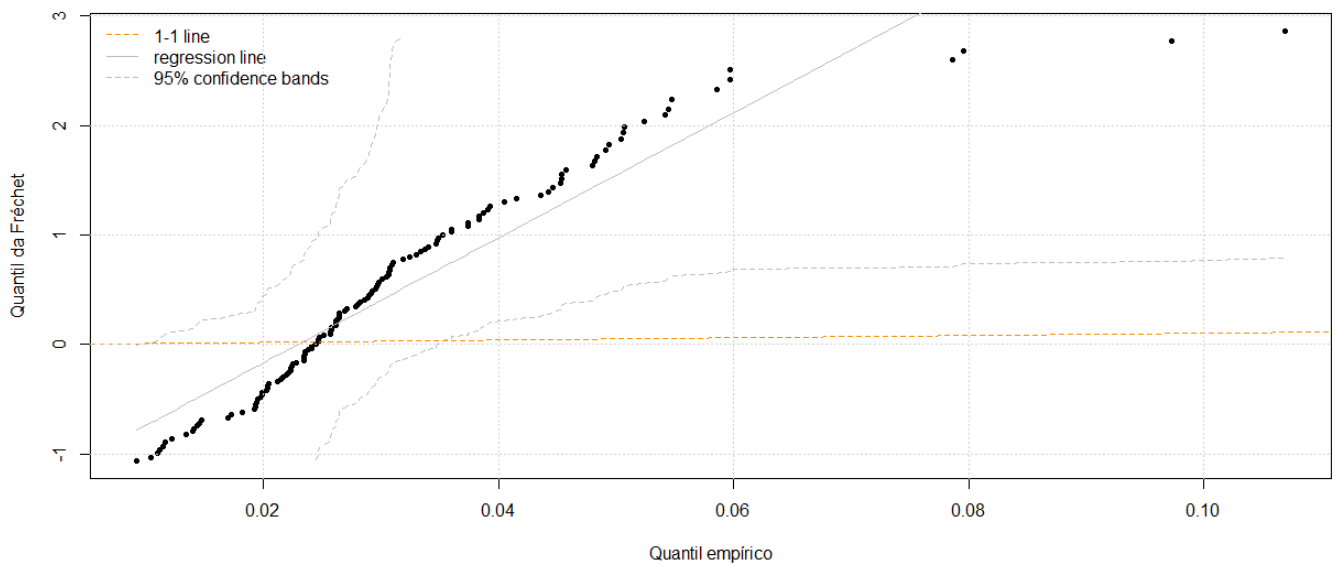


Figura 10: Gráfico de quantis empíricos da GEV para log-retornos da BBSE3 agrupada

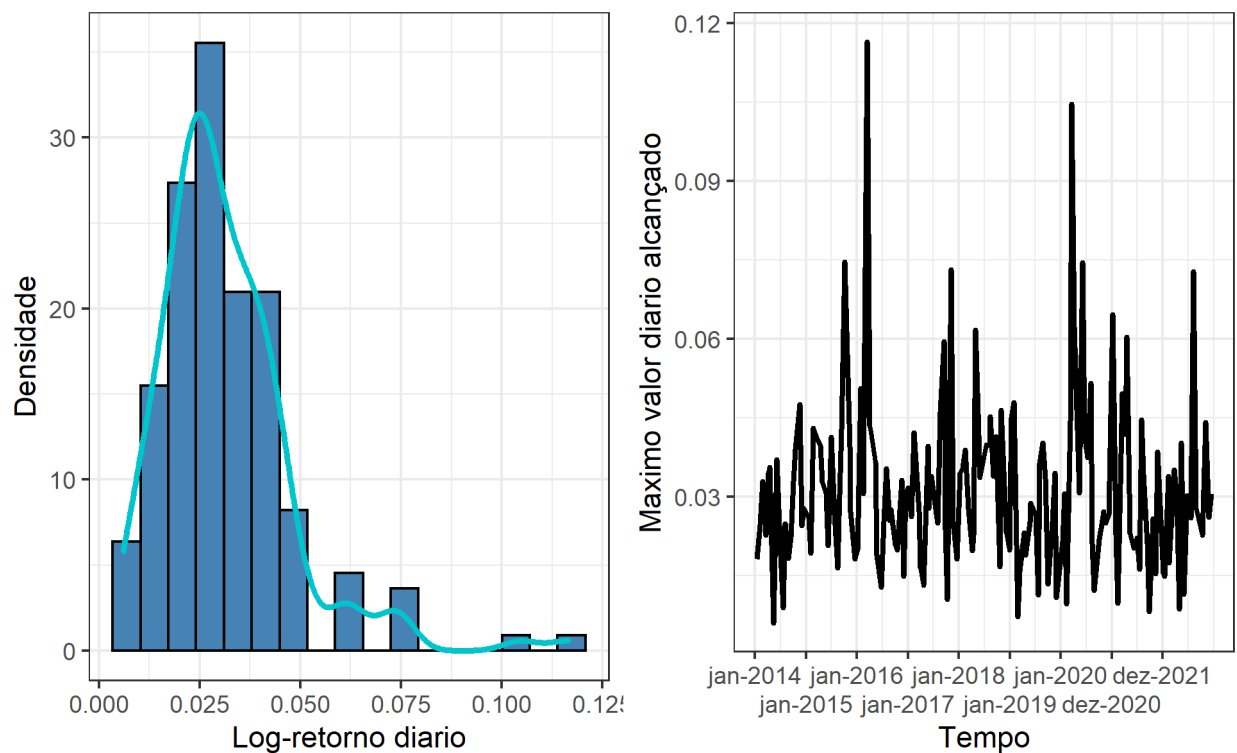


Figura 11: Histograma e Série histórica dos log-retornos máximos das ações PSSA3 agrupados a cada 20 dias

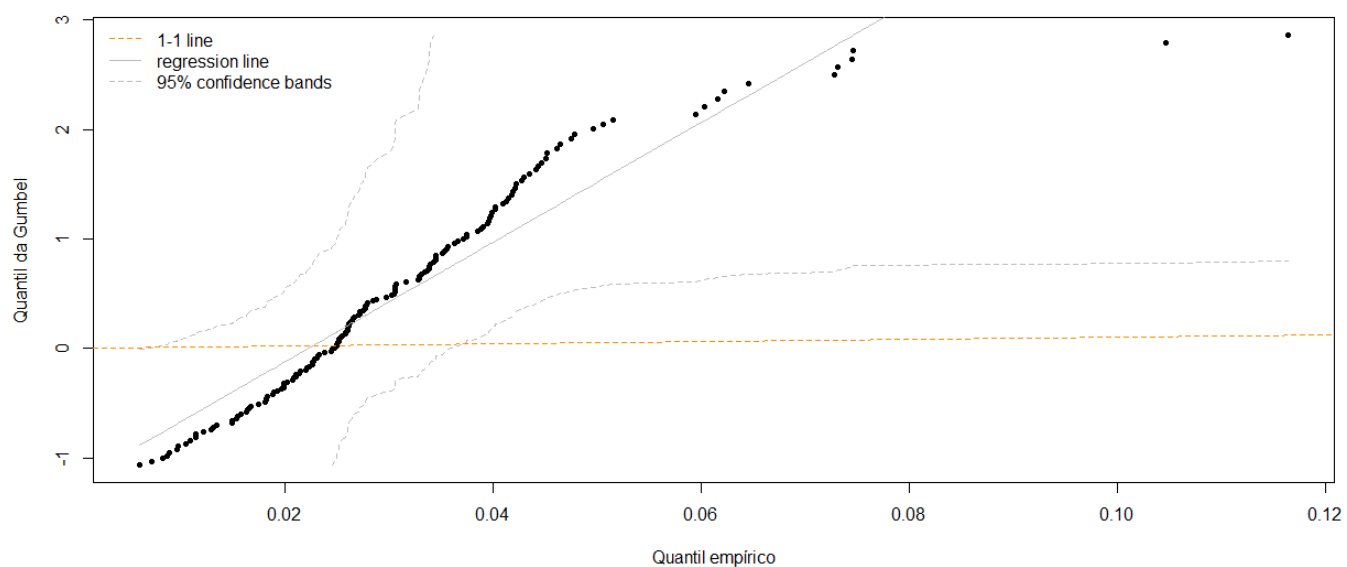


Figura 12: Gráfico de quantis empíricos da GEV para log-retornos da PSSA3 agrupada

Na figura 11 observa-se os histogramas de séries históricas dos log-retornos máximos agora agrupados por blocos, que foi determinado utilizando a metodologia anterior em 20 dias. Desse momento do trabalho em diante, será considerado apenas o conjunto de dados agrupados. Sabe-se que os dados seguem uma distribuição GEV, mas ainda é preciso definir qual distribuição está sendo trabalhada. Para tanto, foi feito o ajuste da

distribuição GEV em que se tem na figura 12 os quantis empíricos da GEV, verifica-se um comportamento de uma distribuição de Fréchet pois os dados estão acima da reta de regressão.

Utilizando um ajuste computacional pelos métodos de verossimilhança (MLE) as suspeitas a respeito da distribuição são confirmadas, quando se obtém os seguintes parâmetros. Lembrando que ξ é o parâmetro de de forma e que maior que zero significaria um ajuste indicando Fréchet, nossas suspeitas estão confirmadas. Abaixo apresenta-se os valores estimados para a BB seguridade e Porto Seguro respectivamente.

$$\xi = 0.107; \mu = 0.025; \sigma = 0.0103 \quad (3.0.5)$$

$$\xi = 0.061; \mu = 0.0240; \sigma = 0.0114 \quad (3.0.6)$$

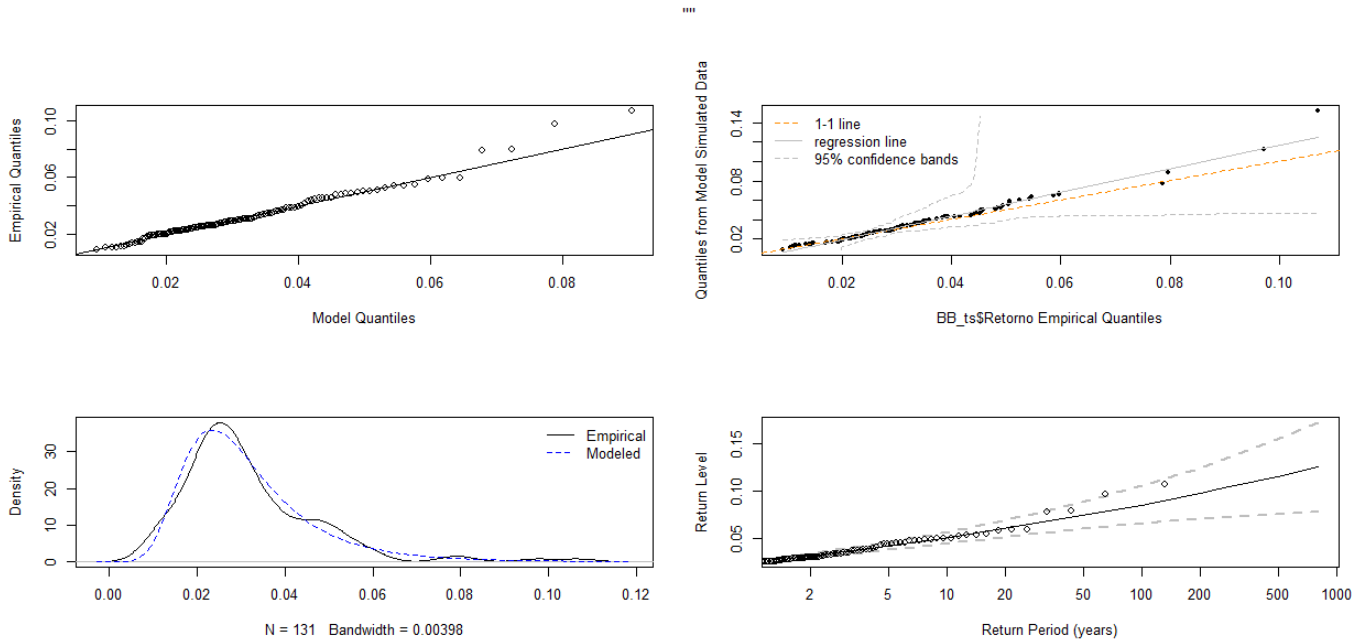


Figura 13: Análise do ajuste MLE para o BBSE3

Agora se faz necessário avaliar se esses ajustes estão adequados, o que pode ser estudado a partir da figura 13. Pode-se concluir que o modelo parece bem ajustado uma vez que para o caso em que todas observações estão dentro dos intervalos de confiança. Apesar de que para o caso do gráfico de quantil empírico não seguir exatamente o quantil teórico no gráfico superior a esquerda.

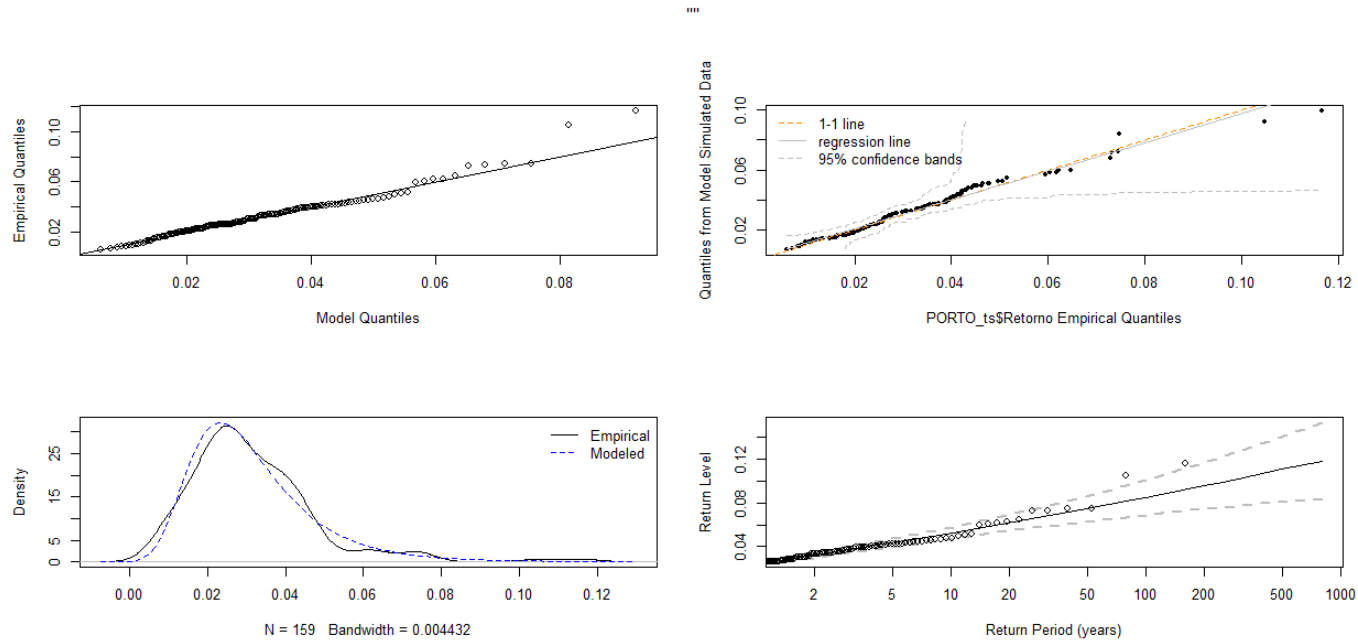


Figura 14: Análise do ajuste MLE para o PSSA3

Observando a figura 14 pode-se concluir que o modelo parece bem ajustado uma vez que para o caso em que praticamente todas observações estão dentro dos intervalos de confiança. O modelo também acompanha bem a densidade empírica quando plotamos a modelada. No QQplot, observa-se que fora a calda mais pesada praticamente todos os pontos estão sobre a reta. Apesar de que para o caso do gráfico de quantil empírico não seguir exatamente o quantil teórico no gráfico superior a esquerda.

Tabela 9: Intervalos de confiança de 95% para os parâmetros PSSA3

Parâmetro	95% inferior CI	Estimate	95% superior CI
μ	0.022525053	0.02450098	0.02647692
σ	0.01002115	0.01144717	0.01287319
ξ	-0.04328183	0.06107357	0.16542898

Tabela 10: Intervalos de confiança de 95% para os parâmetros BBSE3

Parâmetro	95% inferior CI	Estimate	95% superior CI
μ	0.022525053	0.02450098	0.02647692
σ	0.008846477	0.01029196	0.01173744
ξ	-0.016710284	0.10733917	0.23138862

Considerando os ajustes apresentados foi calculado o retorno para alguns dos níveis de confiança, ou seja, se o nível de confiança de 99% então considere que dado um período de 22 dias há 99% de confiança que o retorno não será maior que 0.0895 para a ação do Banco do Brasil Seguridade e 0.0885 para a ação de Porto Seguro.

Tabela 11: Retorno máximo para as ações BBSE3 e PSSA3

Ação	50%	80%	98%	99%
BBSE3	0.0288	0.0421	0.0772	0.0895
PSSA3	0.0287	0.0429	0.0773	0.0885

Observe como as ações parecem ter performance semelhantes inclusive no enquanto ao VaR univariado, porém deve-se considerar que em uma carteira de investimento com dois ativos é de interesse ter uma perspectiva de como as duas ações se comportam em conjunto, ou seja, uma abordagem bivariada, para isso faz-se necessário o uso de cópulas arquimedianas.

A seguir na tabela 12 foi feito o cálculo das medidas de comparação de modelos AIC e BIC para o caso das cópulas arquimedianas citadas, foi considerado as observações em bloco máximo totalizando um $n = 131$ observações.

Tabela 12: Critérios de informação ajuste de modelos para cópulas BBSE3 e PSSA3

Copula	Parâmetros	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>
Clayton	0.42	-8.94	-6.07
Gumbel	1.40	-32.81	-29.93
Frank	2.77	-18.17	-15.30

Considerando o que foi encontrado na tabela 12, utilizou-se dos critérios de decisão de AIC e BIC para escolher com qual cópula deve-se utilizar no trabalho conforme proposto em [Wagenmakers e Farrell \(2004\)](#). Pode-se concluir portanto que o modelo a ser escolhido é o Gumbel com parâmetro $\theta = 1.40$. Tendo em vista que o modelo de cópulas foi escolhido, foi gerado então 131 pares ordenados $c(u, v)$ aleatórios, seguindo uma uniforme, que foram aplicados ao quantil da distribuição GEV.

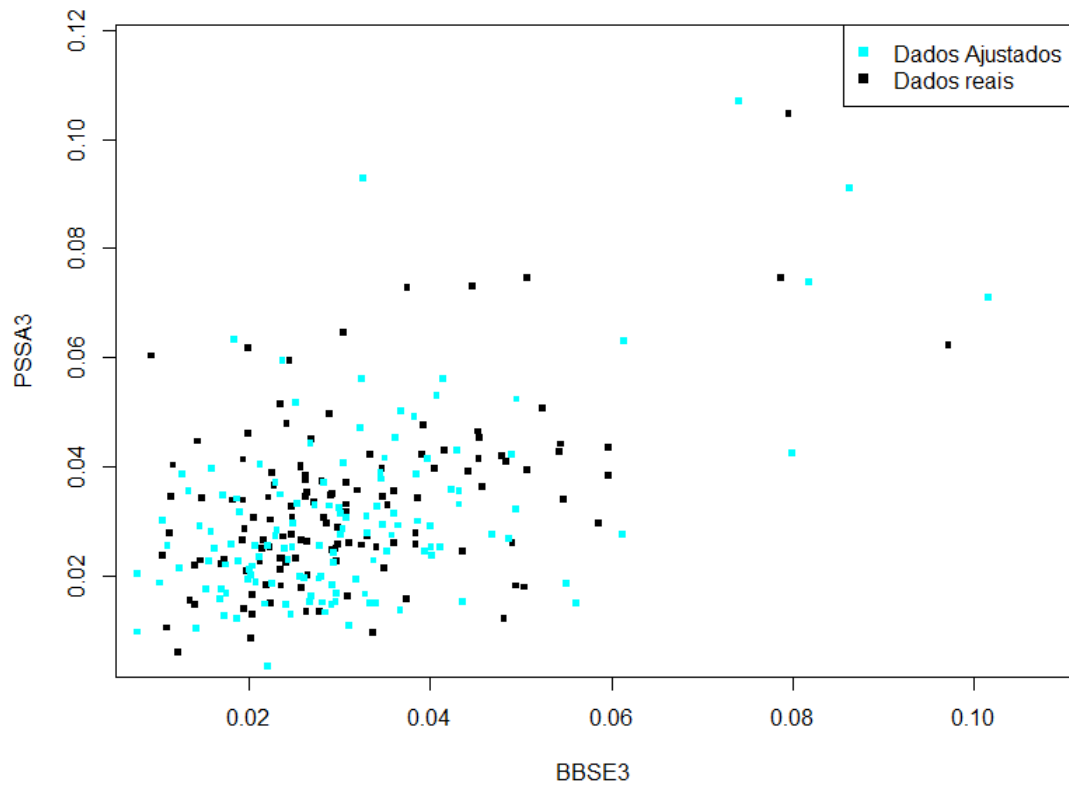


Figura 15: Dispersão entre dados simulados e dados reais

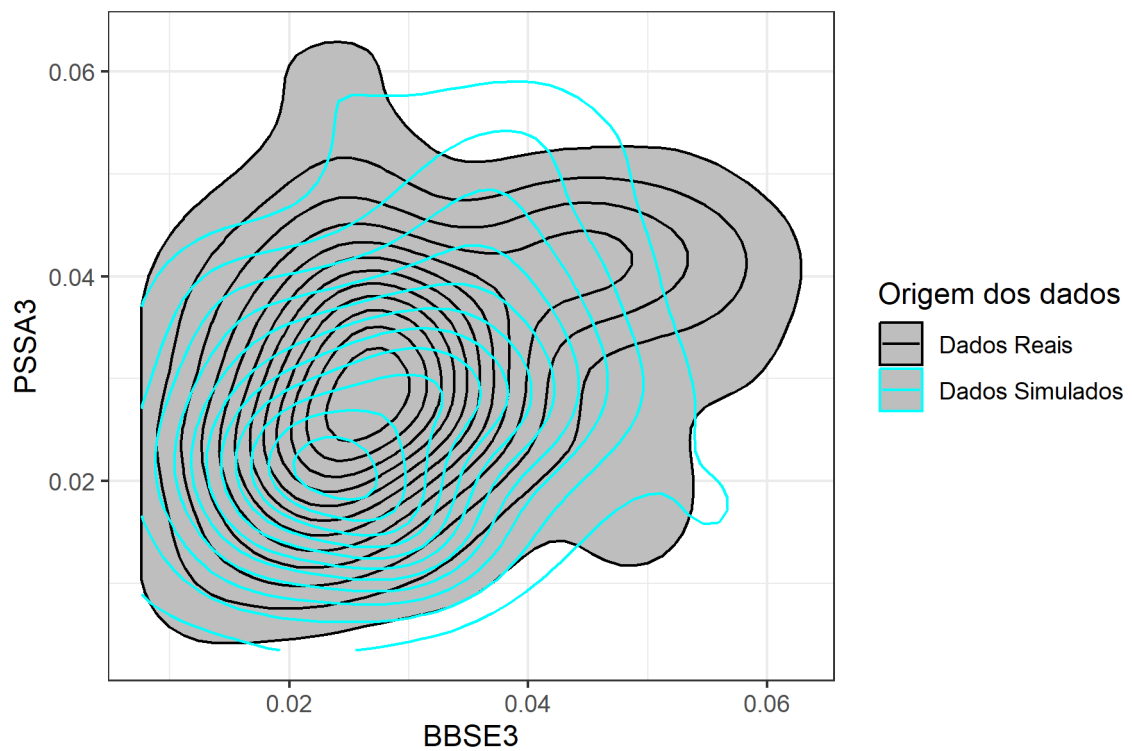


Figura 16: Curvas de nível entre dados simulados e dados reais

Fica claro considerando os gráficos nas Figuras 15 e 16 que os dados simulados parecem encontrar uma concentração semelhante aos dados reais, sendo que a maior parede dessa concentração está nos valores próximos de zero para ambas as variáveis, ou seja a concentração de dados ocorre em valores baixos dos blocos máximos do retorno de BBSE3 e PSSA3. Na figura 16 há pouco espaço que os dados reais parecem não está sendo abrangidos pelos dados simulados.

A última etapa da avaliação é calcular O VaR bivariado, considere que $H(X,Y)$ Z; X F; Y G, então o VaR de acordo com Cousin e Bernardino (2013) é dado por:

$$VaR_\alpha(H) = (E[X|Z(H) = \alpha], E[Y|Z(H) = \alpha]) VaR_\alpha(H) = (E[F^{-1}(\phi^{-1}(S.\phi(\alpha)))], E[G^{-1}(\phi^{-1}(S.\phi(\alpha)))]) \quad (3.0.7)$$

Dessa maneira F^{-1} e G^{-1} são os quantis da distribuições GEV com parâmetros apresentados anteriormente, aplica-se a inversa do gerados de cópula selecionada, nesse caso a Gumbell, aplicando aos quantis aleatórios S e o gerador de cópulas Gumbell a nível de confiança α .

Tabela 13: VaR Bivariado para BBSE3 e PSSA3

Confiança	BBSE3	PSSA3
50%	0.04	0.04
95%	0.07	0.07
98%	0.09	0.09
99%	0.10	0.10

Curioso observar que para uma precisão de duas casas decimais o VaR para todo nível de confiança α é o mesmo para ambas as ações, mais uma vez reafirmando a equiparidade entre esses dois ativos.

Tabela 14: Retorno máximo para as ações BBSE3 e PSSA3, considerando VaR biavariado

Ação	50%	80%	98%	99%
BBSE3	0.0372	0.0739	0.0901	0.1036
PSSA3	0.0376	0.0740	0.0889	0.1008

Na tabela 14 observa-se os resultados do retorno máximo utilizando o cálculo do VaR bivariado com a seguinte fórmula:

$$R_\alpha = \exp(VaR_\alpha) - 1 \quad (3.0.8)$$

E nota-se que não é claro qual das ações apresenta um retorno consistentemente melhor que a outra, mais uma critério de total equilíbrio entre os dois ativos.

4 Conclusão

Analisando os dados não é possível afirmar que sobre a ótica de blocos máximos foi tão bem quanto o esperado, porém deve-se propor em trabalhos futuros uma melhoria. Primeiramente deve-se ressaltar que os retornos máximos são muito próximos quando comparamos as duas ações de modo, mesmo depois de blocos de utilizar os blocos máximos. Depois deve-se considerar que não foi encontrado um tamanho de bloco satisfatório para o caso da BB seguridade o que pode influenciar os resultados não corresponderem ao esperado.

Deve-se ressaltar entretanto que o setor de seguradoras e principalmente esses dois ativos são considerados muito sólidos entre os investidores e isso se confirma quando observado os modelos alpha-estáveis. O histórico das ações, mostra uma recuperação depois de uma queda durante a pandemia e apresentam valores de retorno máximo positivo.

Por fim ao realizar a análise bivariada nota-se que as ações são muito equilibradas quanto a respeito do VaR e do retorno máximo, sendo assim, esse trabalho não tem uma indicação entre uma das ações trabalhadas, mas sim uma indicação no setor de seguradoras na bolsa de valores brasileira como um todo.

Referências

- COUSIN, A.; BERNARDINO, E. D. On multivariate extensions of value-at-risk. *Journal of multivariate analysis*, Elsevier, v. 119, p. 32–46, 2013. 20
- EMBRECHTS, P.; KLÜPPELBERG, C.; MIKOSCH, T. *Modelling extremal events: for insurance and finance*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. v. 33.
- JONDEAU, E.; POON, S.-H.; ROCKINGER, M. *Financial modeling under non-Gaussian distributions*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2007.
- NELSEN, R. B. *An introduction to copulas*. [S.l.]: Springer science & business media, 2007. 5
- PALARO, H. P.; HOTTA, L. K. Using conditional copula to estimate value at risk. *Journal of Data Science*, v. 4, p. 93–115, 2006. 4
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2022. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. 5
- RÜSCHENDORF, L. On the distributional transform, sklar’s theorem, and the empirical copula process. *Journal of statistical planning and inference*, Elsevier, v. 139, n. 11, p. 3921–3927, 2009. 4
- SILVA, J. F. da et al. Verificação da geração e distribuição de riqueza das empresas de seguros brasileiras no período de 2015 a 2017. *Revista Gestão e Desenvolvimento*, v. 17, n. 1, p. 129–147, 2020.
- WAGENMAKERS, E.-J.; FARRELL, S. Aic model selection using akaike weights. *Psychonomic bulletin & review*, Springer, v. 11, p. 192–196, 2004. 18