

Primeira avaliação – Finanças II – 2023

Kaiky Rastelli de Lima | N° USP: 12503876

As 20 ações utilizadas foram Apple, Google, Microsoft, Tesla, Ford, Amazon, Marvell Technology Group, AMD, Intel, Nvidia, Bank of America, AT&T Inc., General Motors, Netflix, Comcast, Micron Technology, GPS, Carnival Corporation & plc, JP Morgan e Disney. (seção 2.1)

O ativo livre de risco (risk free) escolhido foi a taxa implícita dos CBOT 30-DAY Federal Fund Futures. (seção 2.2)

O portfólio de mercado escolhido foi o S&P 500. (seção 2.3)

Observação: As 'seções' apresentadas na avaliação no formato (seção x.y) indicam as seções do código fornecido em conjunto com o trabalho.

1a) O período amostral escolhido foi de 01/01/2018 até 26/05/2023 e razão dessa escolha foi pegar um período grande o suficiente (pouco mais de 4 anos) e recente para manter a análise relevante.

1b) As ações escolhidas para análise são Nvidia e AMD duas empresas de tecnologia que são fortes concorrentes em seu segmento de mercado.

Nvidia returns 2018 - 2023

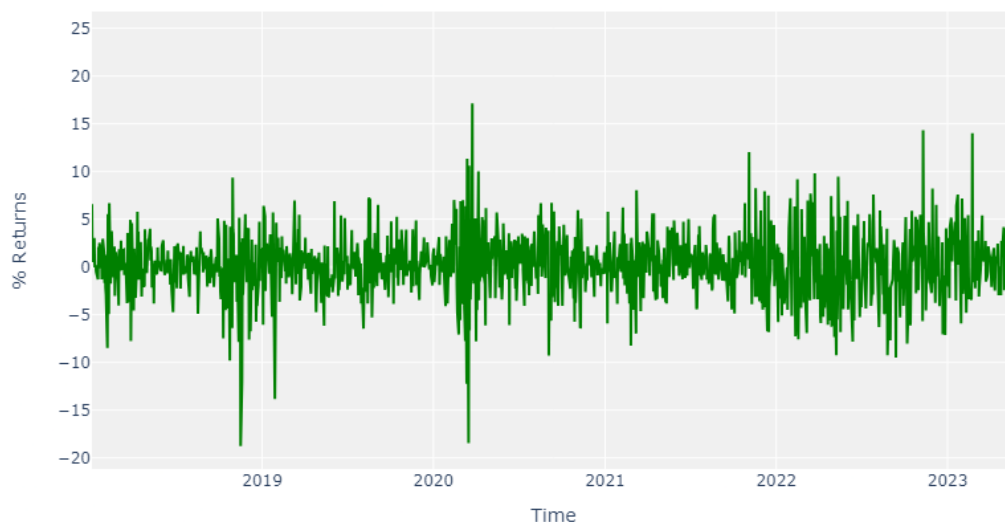


Figura 1: Retornos diários da Nvidia 2018 – 2023. Fonte: output do código fornecido (seção 3.1)

Como o gráfico acima demonstra, os retornos diários da Nvidia giram em torno de 0 e possuem uma grande variabilidade, principalmente a partir do ano de 2022. Sua média é aproximadamente 0,2% e seu desvio padrão 3,32%, além disso seu mínimo é -18.75% e seu máximo 24.37%.

Como visto na figura abaixo, os retornos diários da AMD são parecidos com os da Nvidia no que tange média e desvio padrão. O que suporta essa afirmação são sua média de 0.24% e desvio padrão de 3.6%, que são muito próximos dos da Nvidia. Os valores de máximo e mínimo dão respectivamente 19.95% e -15.44%, que são consideravelmente diferentes dos da Nvidia.

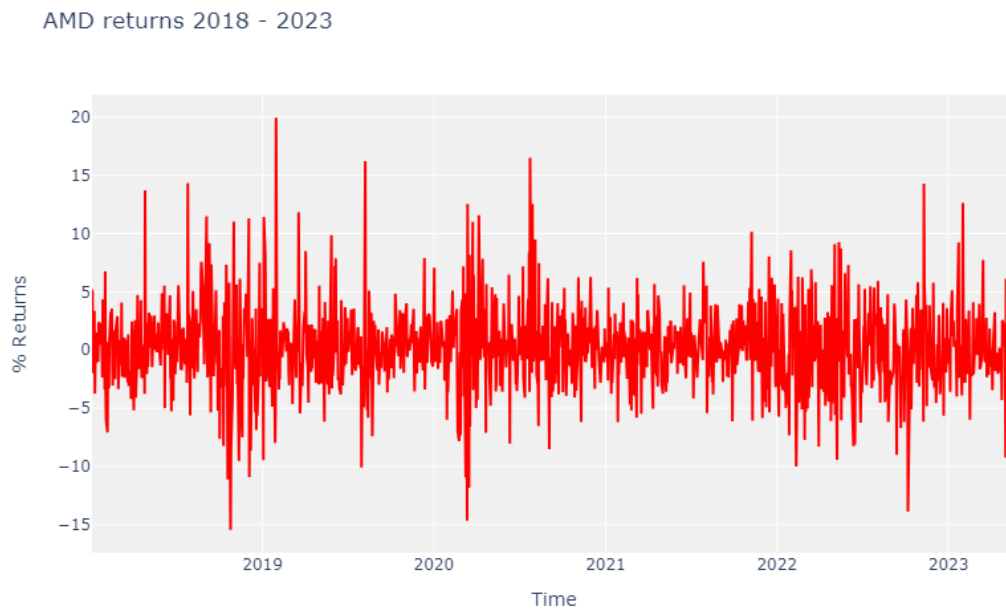


Figura 2: Retornos diários da AMD 2018 – 2023. Fonte: output do código fornecido (seção 3.2)

Por fim, o gráfico conjunto dos retornos abaixo reforça a ideia de que as empresas possuem retornos similares em algum nível.

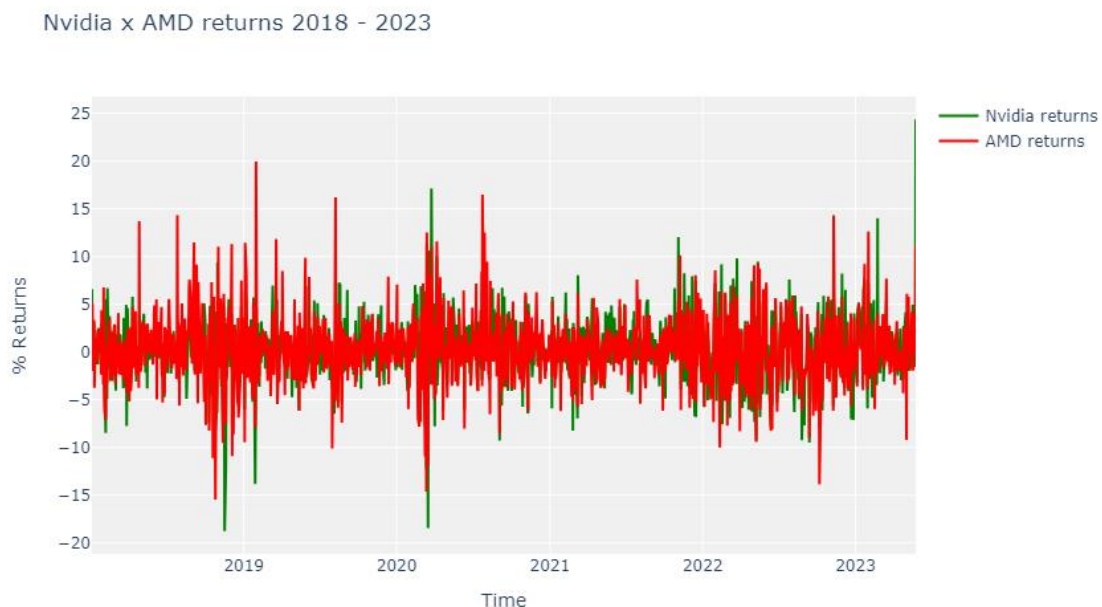


Figura 3: Retornos diários da Nvidia e AMD 2018 – 2023. Fonte: output do código fornecido (seção 3.3)

A conclusão é que as séries de retornos dessas empresas são ‘comuns’, ou seja, possuem características parecidas com a de diversas outras empresas e o que se espera de empresas no mercado acionário, exceto por alguns outliers como um retorno diário de quase 25% da Nvidia que pode ser visto no gráfico bem à direita no fim do período

1c) O gráfico abaixo mostra os preços das duas empresas ao longo do tempo. O que podemos perceber é que as duas aumentaram o seu valor, o que pode ser visto pelo aumento de seus preços. Além disso, é possível notar uma certa correlação entre os preços e que os preços da Nvidia são historicamente maiores do que os da AMD, significando que o mercado percebe maior valor na primeira empresa.

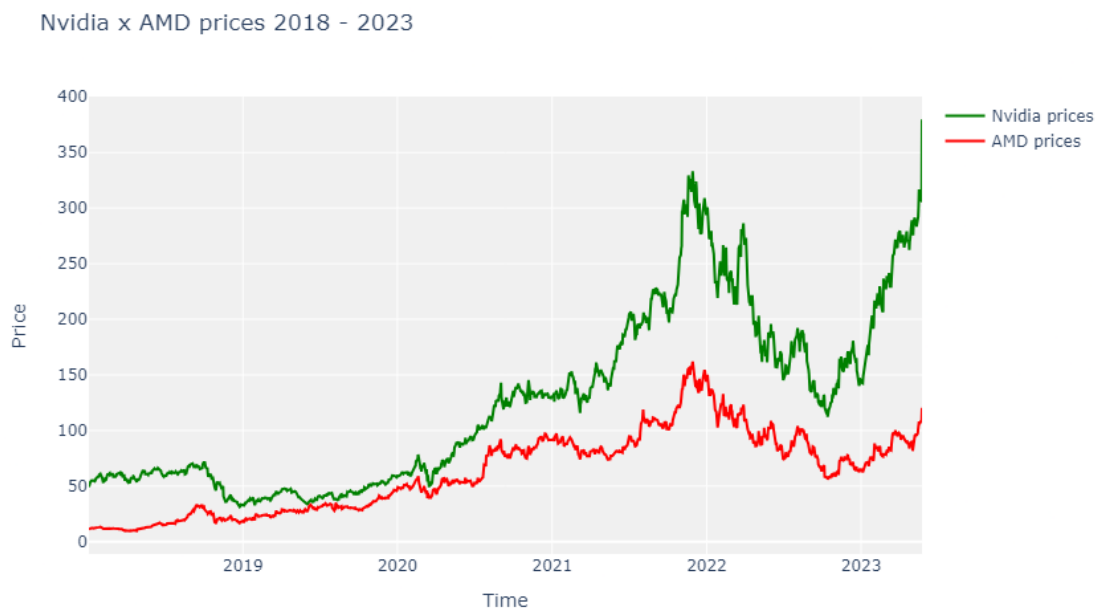


Figura 4: Preços da Nvidia e AMD 2018 – 2023. Fonte: output do código fornecido (seção 3.4)

Os gráficos abaixo são uma proposta inicial de estimação das distribuições dos retornos diários das empresas.

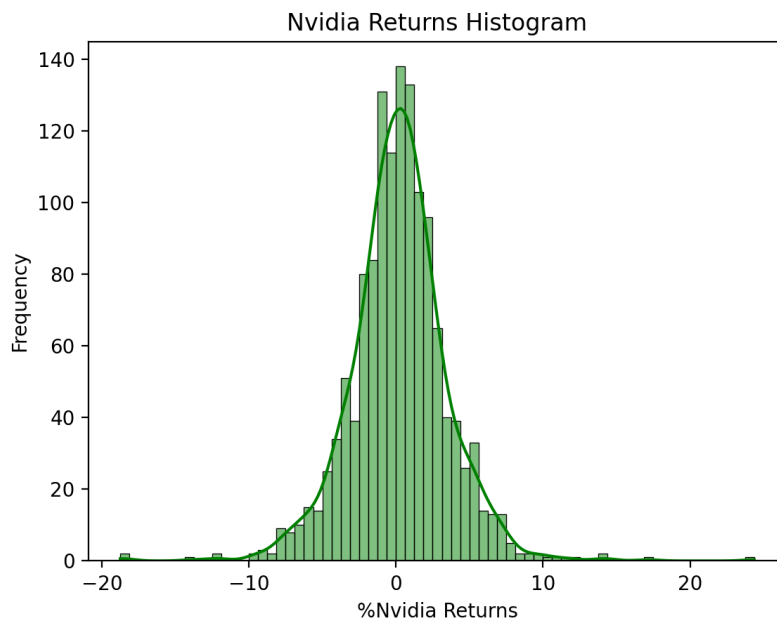


Figura 5: Histograma e Kernel Density Estimation dos retornos diários da Nvidia. Fonte: output do código fornecido (seção 4.1.1)

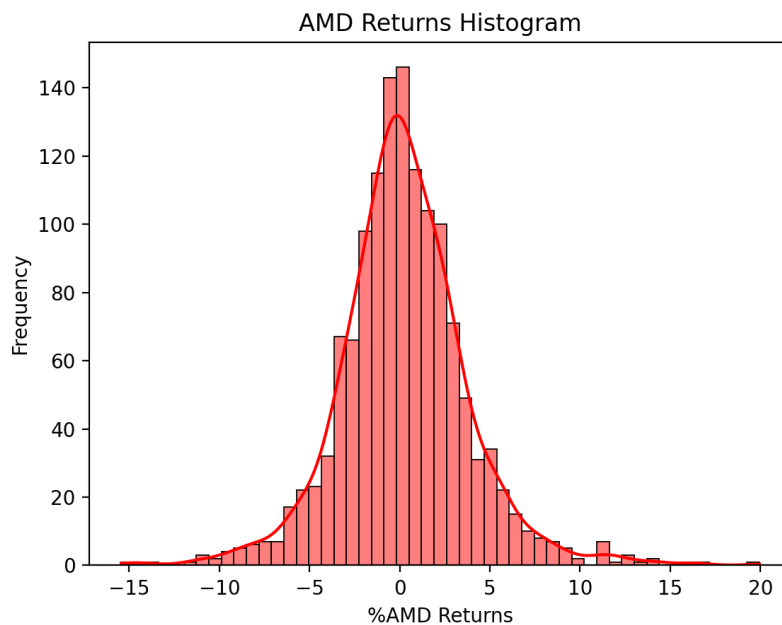


Figura 6: Histograma e Kernel Density Estimation dos retornos diários da AMD. Fonte: output do código fornecido (seção 4.1.1)

Como é possível observar pelas imagens acima os retornos parecem ter um grau de assimetria relativamente baixo e com algum peso não excessivo nas caudas, indicando uma 'kurtosis' próxima de 3. Após calculado, os valores da

Nvidia de assimetria e 'kurtosis' são 0.1159 e 4.7321. Os valores de assimetria e 'kurtosis' da AMD são 0.3333 e 2.8476.

1d) Após feita a estimativa inicial dos retornos diários das empresas e calculados os valores de assimetria e 'kurtosis' foi testada a hipótese de normalidade desses retornos por diversos métodos. Os métodos mostrados a seguir são os considerados mais confiáveis, porém vale notar que todos os testes feitos rejeitaram a hipótese de normalidade e estão no código fornecido (seção 4.4).

Primeiramente, o teste de Shapiro_Wilk (seção 4.4.1) que apresentou o seguinte resultado:

Shapiro-Wilk test statistic(Nvidia): 0.9582787752151489

p-value(Nvidia): 2.8777755682387615e-19

Shapiro-Wilk test statistic(AMD): 0.9653613567352295

p-value(AMD): 1.7240870913522327e-17

Dessa forma, é possível concluir que por este teste a hipótese de normalidade dos retornos diários é rejeitada devido aos p-valores menores que o 'threshold' de 5%.

Ademais, uma característica do teste anterior é o fato de perder seu poder em amostras grandes, por isso o teste a seguir confirma a não normalidade dos retornos.

O teste de Anderson-Darling (seção 4.4.2) retornou o seguinte resultado:

Nvidia Anderson-Darling statistic: 8.597509031385925

Nvidia Critical values: [0.574 0.654 0.785 0.915 1.089]

Nvidia Significance levels: [15. 10. 5. 2.5 1.]

AMD Anderson-Darling statistic: 9.799201568787566

AMD Critical values: [0.574 0.654 0.785 0.915 1.089]

AMD Significance levels: [15. 10. 5. 2.5 1.]

Portanto, rejeitando normalidade para os retornos diários dos ativos apresentados.

Por fim, a estimação da distribuição dos retornos foi feita utilizando a função 'goodness_of_fit()' da biblioteca SciPy (seção 4.5.2). Essa função utiliza um procedimento generalizado de Monte Carlo para estimar a distribuição a qual a amostra foi retirada. E sua hipótese nula é que os dados foram retirados dessa amostra.

Testando para uma distribuição t nos retornos diários da Nvidia o p-valor foi 0.3884, não rejeitando a hipótese nula e apresentando evidências de que os retornos seguem uma distribuição t. Como apresentado no gráfico abaixo:

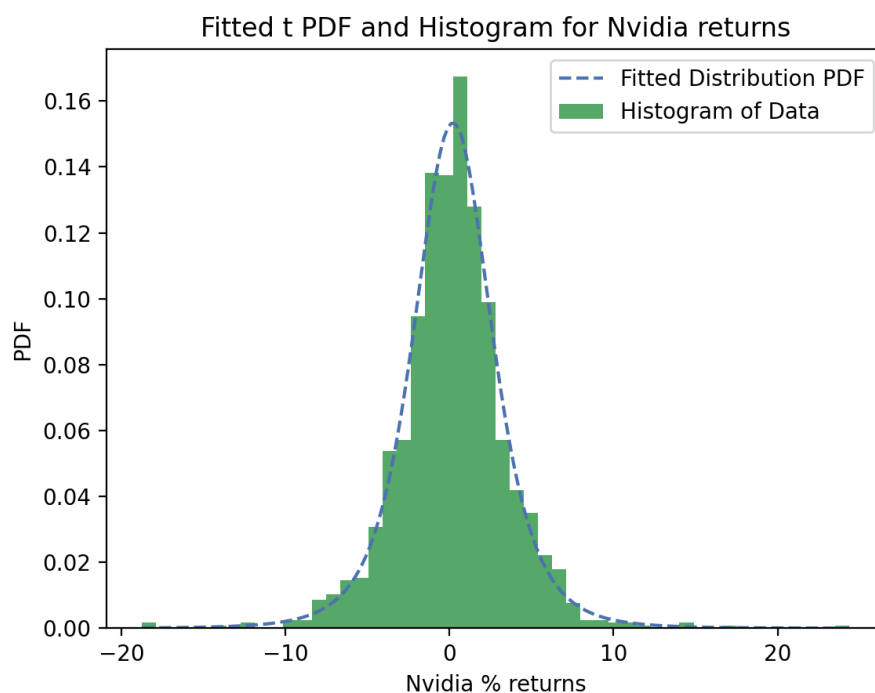


Figura 7: Histograma e aproximação da distribuição t dos retornos diários da Nvidia. Fonte: output do código fornecido (seção 4.5.2.1)

O teste para os retornos diários da AMD sobre a hipótese de que os dados seguem uma distribuição t apresentou um p-valor de 0.1397, também mostrando evidências de que os retornos seguem esta distribuição. Como demonstrado na figura abaixo:

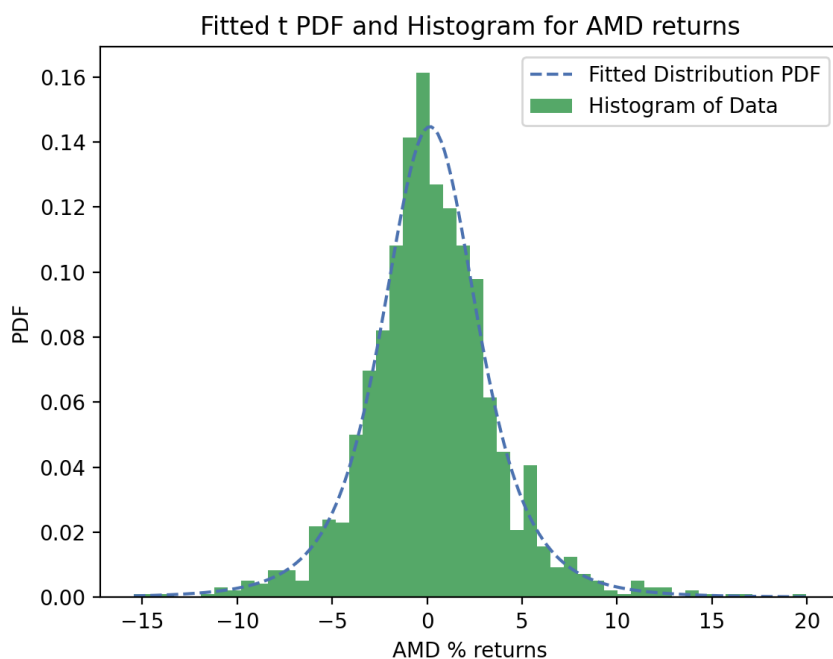


Figura 8: Histograma e aproximação da distribuição t dos retornos diários da AMD. Fonte: output do código fornecido (seção 4.5.2.2)

Assim, será considerado que os retornos seguem a distribuição t especificada pela função 'goodness_of_fit()' para alguns cálculos de Value at Risk.

1e) A violação da hipótese gaussiana implica que devem ser acrescentados diversos nuances e cautelas na estimação do risco.

Inicialmente, uma assimetria negativa indicaria que maior parte dos retornos é negativa e uma 'kurtosis' muito elevada indica maior ocorrência de eventos de cauda (perdas e ganhos expressivos) o que não é levado em conta quando a hipótese gaussiana é considerada, já que a normal é simétrica e suas caudas possuem representam pequena relevância quanto aos outros eventos.

Ademais, ao calcular o 'Value at Risk' VaR é necessário levar em conta as características específicas das distribuições dos retornos, dessa forma uma distribuição diferente implica em um valor de VaR totalmente diferente do gaussiano.

2) Para todas as estimações a seguir a amostra foi dividida em amostra de estimação e teste, assim o VaR foi calculado na amostra de estimação e testado na amostra de teste (seção 4.5.1).

2a) O VaR histórico foi estimado (seção 5.1) utilizando a função 'np.percentile', que retorna o 'q-ésimo' percentil dos dados, a um percentil de 5%, ou seja, foi calculado o VaR de 95%. Os resultados foram:

'Nvidia's Historical VaR at 95.0 % confidence level: -5.5695%'

'AMD's Historical VaR at 95.0 % confidence level: -5.4705%'

Ou seja, 5% das vezes ocorrerá uma perda diária (retorno diário negativo) maior que -5.5695% para Nvidia e -5.4705% para AMD.

2b) O VaR gaussiano foi estimado (seção 5.2) primeiro calculando as médias e desvios padrão amostrais e então combinando-os com a função '.ppf' da biblioteca SciPy que combinada com a função '.norm' da mesma biblioteca retorna o 'zscore' correspondente ao quantil de 5%. Os resultados foram:

'Nvidia's Gaussian VaR at 95.0 % confidence level: -5.3046%'

'AMD's Gaussian VaR at 95.0 % confidence level: -5.7458%'

Dessa forma, 5% das vezes uma perda maior que -5.3046% para Nvidia e -5.7458% para AMD.

2c) O VaR t é o VaR calculado considerando a distribuição da amostra de estimação (seção 4.5.1). Então, primeiro é estimada esta distribuição por meio da função 'goodness_of_fit()', depois seus parâmetros são armazenados em objetos que são utilizados para especificar a distribuição na função '.ppf()' aplicada sobre a distribuição t da biblioteca SciPy, dessa forma o valor do

quantil retornado estará especificado à distribuição dos retornos (seção 5.3). Os resultados foram:

'Nvidia's estimated t-distribution VaR (95% confidence level): -5.1036%'

'AMD estimated t-distribution VaR (95% confidence level): -5.5923%'

Dessa forma, 5% das vezes uma perda maior que -5.1036% para Nvidia e -5.5923% para AMD.

2d) Os cálculos de VaR foram testados por meio de um teste binomial (seção 5.4) que foi implementado por meio da função '.binomtest()' da biblioteca SciPy, onde o 'número de sucessos' é a quantidade de retornos da amostra de teste excederam (negativamente) o VaR, o 'número de tentativas' é o tamanho da amostra de teste e a probabilidade 5% (VaR de 95%).

Para o VaR histórico (seção 5.4.1), os resultados do teste binomial descrito acima foram:

Nvidia - 'p value = 0.09330448083882807'; 'Therefore, cannot reject H0'

AMD - 'p value = 0.1857797313679309'; 'Therefore, cannot reject H0'

Dessa forma, existem evidências que indicam que o VaR histórico é válido para ambas as empresas.

Para o VaR gaussiano (seção 5.4.2), os resultados do teste binomial foram:

Nvidia - 'p value = 0.13344221125365657'; 'Therefore, cannot reject H0'

AMD - 'p value = 0.13344221125365657'; 'Therefore, cannot reject H0'

Vale ressaltar que os p-valores foram iguais, pois tanto o número de violações, quanto o tamanho da amostra foram iguais nesse caso. Dessa forma, existem evidências que indicam que o VaR gaussiano é válido para ambas as empresas.

Para o VaR t (seção 5.4.3), os resultados do teste binomial foram:

Nvidia - 'p value = 0.13344221125365657'; 'Therefore, cannot reject H0'

AMD - 'p value = 0.1857797313679309'; 'Therefore, cannot reject H0'

Dessa forma, existem evidências que indicam que o VaR t é válido para ambas as empresas.

Portanto, há evidências que todos os métodos são adequados com algum nível de confiança.

3a) A fronteira eficiente com short-selling foi estimada (seção 6.1.1) utilizando a biblioteca 'PyPortfolioOpt' que possui funções que visam estimar as fronteiras eficientes, achar as carteiras de máximo Sharpe, plotar gráficos.

A fronteira eficiente resultante da otimização foi a descrita pela figura abaixo:

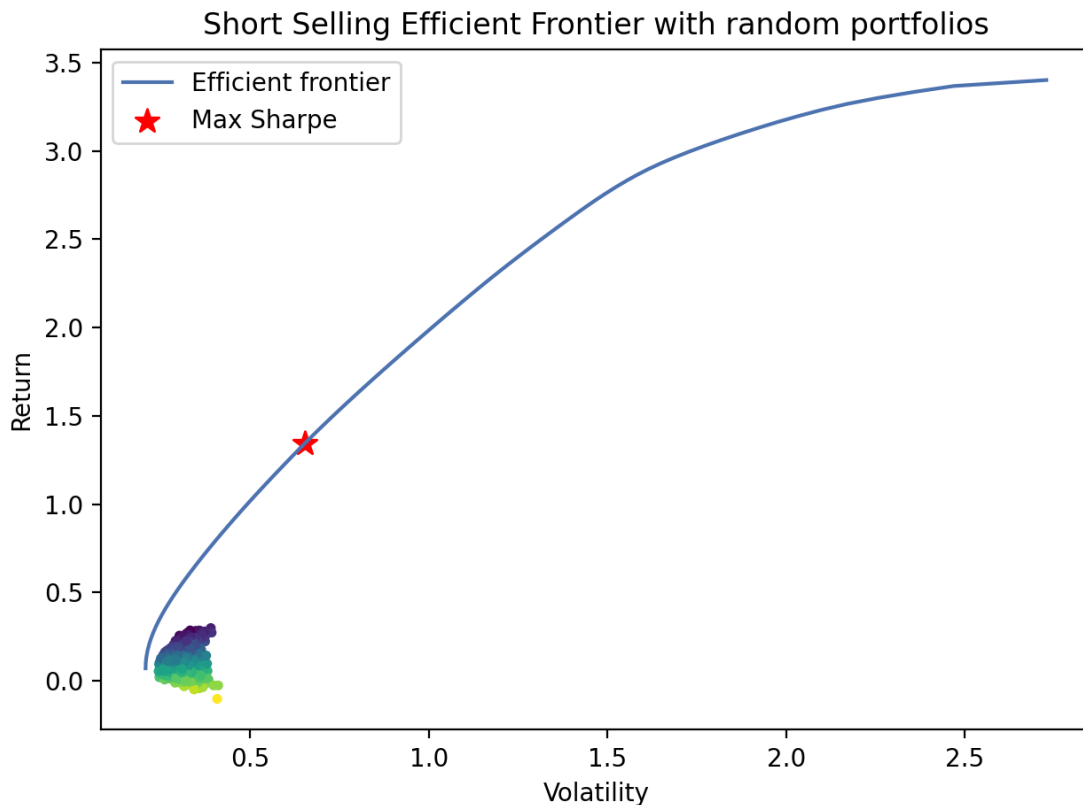


Figura 9: Fronteira eficiente com short selling. Fonte: output do código fornecido (seção 6.1.1)

A possibilidade de short selling foi indicada pelo argumento 'weight_bounds=(None, None)' e gerou resultados bem interessantes. Se analisarmos o retorno esperado anualizado da carteira ótima (seção 6.1.2) temos 134,6% o que é muito alto e sua volatilidade também anualizada é de 65,3%, o que também é bem alto.

A nuvem de pontos representa carteiras geradas aleatoriamente e é possível notar que seus retornos e volatilidades são muito menores que o da carteira de mercado.

A alocação dos pesos foi:

('AAPL', 1.0), ('AMD', 0.51021), ('AMZN', -0.59282), ('BAC', -0.51615), ('CCL', -0.34031), ('CMCSA', 0.13153), ('DIS', -0.28476), ('F', 0.28594), ('GM', -0.19481), ('GOOGL', 0.03386), ('GPS', -0.25364), ('INTC', -1.0), ('JPM', 1.0), ('MRVL', -0.23183), ('MSFT', 1.0), ('MU', -0.11353), ('NFLX', -0.15324), ('NVDA', 0.34387), ('T', 0.11386), ('TSLA', 0.26183)

3b) A fronteira eficiente 'long only' foi estimada (seção 6.2.1) utilizando a mesma biblioteca e é a seguinte:

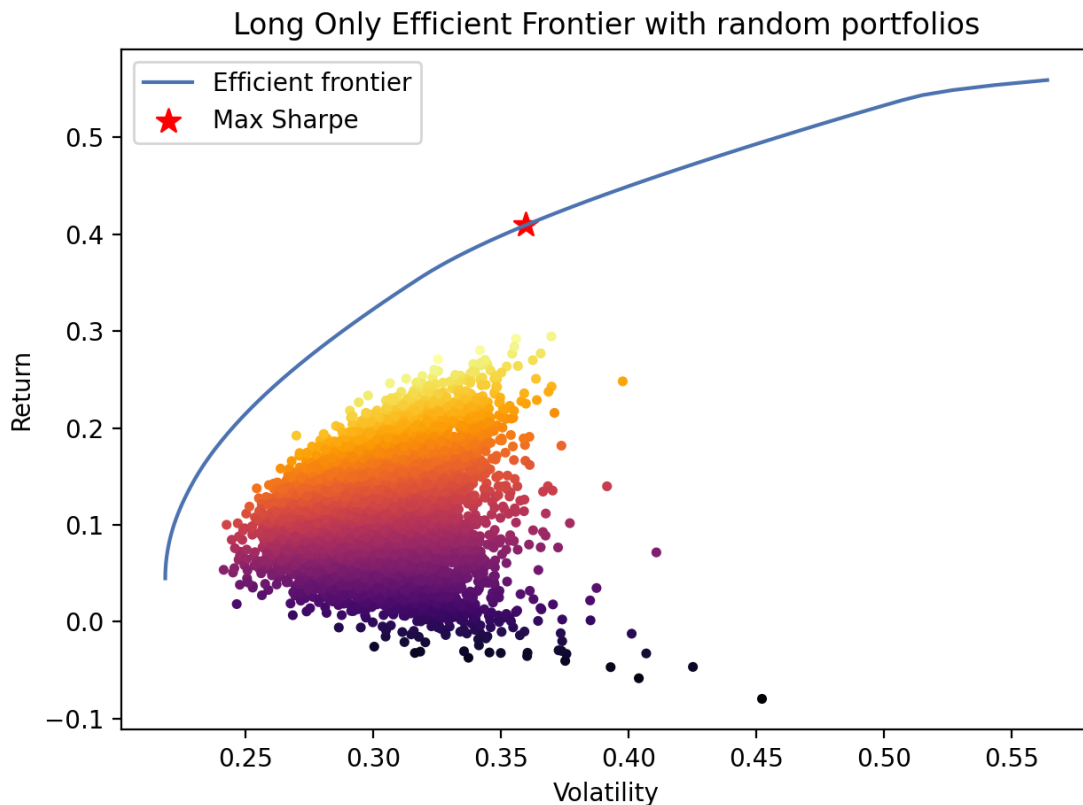


Figura 10: Fronteira eficiente 'long only'. Fonte: output do código fornecido (seção 6.1.2)

A possibilidade 'long only' foi indicada pelo argumento `'weight_bounds=(0, 1)'` e gerou resultados menos extremos que a anterior. Seu retorno esperado anualizado da carteira ótima (seção 6.2.2) foi 41.0%, o que é bom e sua volatilidade também anualizada é de 36.0%, o que é razoável já que se trata do mercado acionário que é naturalmente mais volátil.

A nuvem de pontos representa carteiras geradas aleatoriamente e é possível notar que elas estão muito mais próximas que à carteira de mercado do que no caso anterior.

A alocação dos pesos foi:

('AAPL', 0.2478), ('AMD', 0.32399), ('AMZN', 0.0), ('BAC', 0.0), ('CCL', 0.0), ('CMCSA', 0.0), ('DIS', 0.0), ('F', 0.0), ('GM', 0.0), ('GOOGL', 0.0), ('GPS', 0.0), ('INTC', 0.0), ('JPM', 0.0), ('MRVL', 0.0), ('MSFT', 0.29871), ('MU', 0.0), ('NFLX', 0.0), ('NVDA', 0.0), ('T', 0.0), ('TSLA', 0.12951)

Note que, diferentemente do caso anterior, diversos ativos não foram incluídos no portfólio.

3b) Aqui o ativo livre de risco foi calculado como sendo média da taxa implícita dos CBOT 30-DAY Federal Fund Futures no período. As fronteiras eficientes de short selling e 'long only' com as retas tangentes do ativo livre de risco e a carteira ótima são as seguintes:

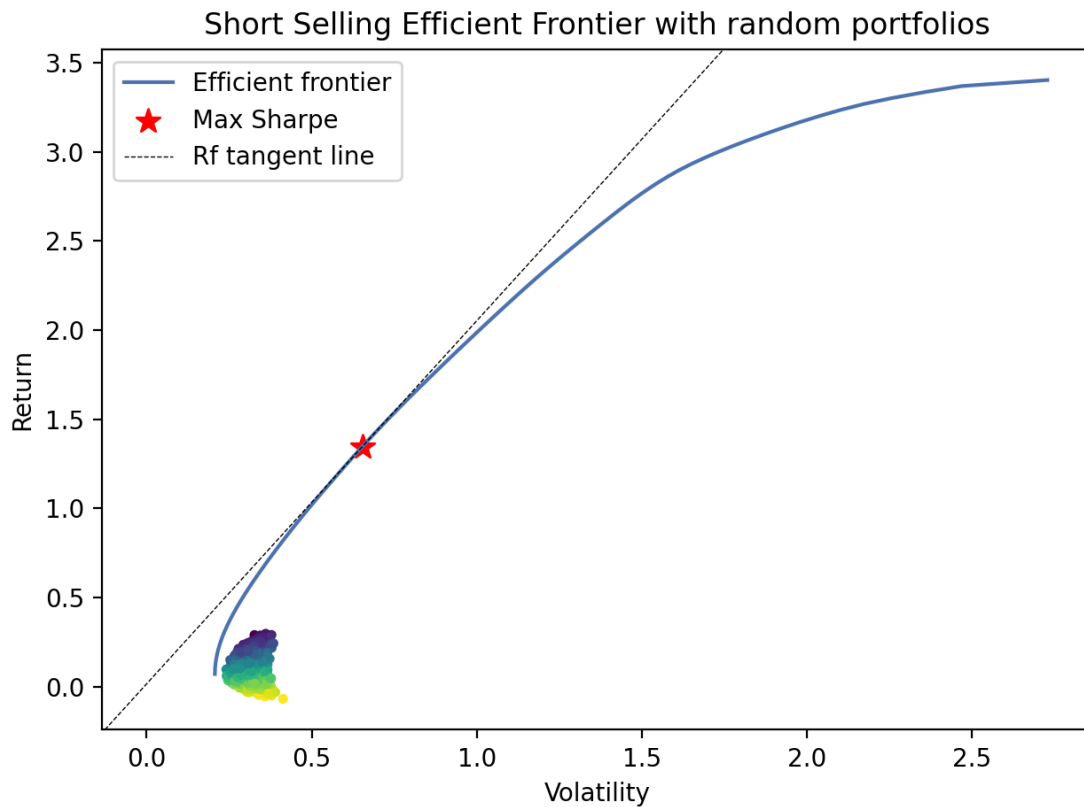


Figura 11: Fronteira eficiente com short selling e reta risk free. Fonte: output do código fornecido (seção 6.1.1)

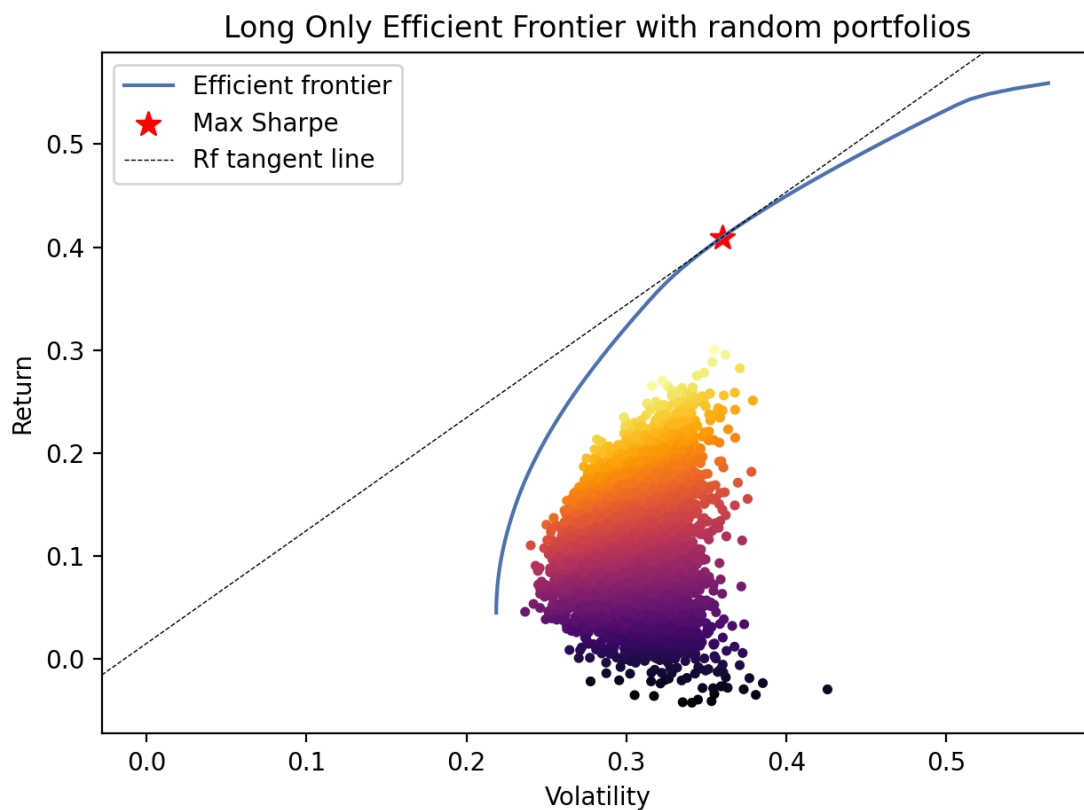


Figura 12: Fronteira eficiente 'long only' e reta risk free. Fonte: output do código fornecido (seção 6.2.1)

4a) Primeiramente, foi calculado o excesso de retorno dos ativos no período por meio da subtração do risk free diário correspondente (seção 7.2).

Em seguida, o mesmo processo foi feito para o portfólio de mercado (S&P500) (seção 7.3).

Por fim, o CAPM foi estimado para cada um dos 20 ativos utilizando a função `linregress()` da biblioteca SciPy, sendo a variável dependente o excesso de retorno dos ativos e a variável independente o excesso de retorno do S&P500 e o intercepto, beta e p valor do beta foram alocados em um data frame contendo todos os resultados (seção 7.4).

Para Nvidia (seção 7.5), o intercepto foi -0.0002, ou seja, muito próximo de 0. O beta foi 0.2893 ou 29%, aproximadamente, indicando que a volatilidade dos retornos da empresa é menores que os do mercado e o p-valor do beta que testa sobre a hipótese de que o beta é igual a zero é praticamente zero, indicando que o beta é significativo.

Para AMD (seção 7.6), o intercepto foi -0.00019, ou seja, muito próximo de 0, assim como o da empresa anterior. O beta foi 0.2294 ou 23%, aproximadamente, indicando que a empresa é menos arriscada que o mercado e ainda menos arriscada que sua concorrente. Por fim, o p-valor do beta que testa sobre a hipótese de que o beta é igual a zero é praticamente zero, indicando que o beta é significativo.

4b) O CAPM tem como hipótese fundamental a eficiência de mercado, que implica que nenhum dos ativos deveria possuir intercepto em sua estimação, indicando um retorno sistematicamente maior que o da carteira de mercado.

Dessa forma, testaremos se o mercado é eficiente, logo a validade do modelo, por meio de um teste de significância dos alfas, tendo como hipótese nula os alfas serem iguais a zero. Dessa forma, se os alfas forem significantes, o CAPM é inválido.

O teste escolhido para esta situação foi o teste Wald (seção 7.7) que possui como estatística de teste a diferença ao quadrado dos interceptos em relação à hipótese nula dividido pela variância amostral dos interceptos, esta estatística possui uma distribuição qui-quadrado com 20 graus de liberdade (número de alfas) e o p-valor desse teste é calculado de acordo com esta distribuição.

4c) A conclusão do teste descrito na questão anterior é a seguinte:

'p-value: 0.19481108115755164. Therefore, cannot reject H0. CAPM model is valid.'

Um p-valor maior que 5% indica que existem evidências de que o alfa é igual a 0, logo o CAPM é valido para a base de dados.

Bibliografia

<https://numpy.org/doc/stable/reference/index.html>

<https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/index.html>

<https://pypi.org/project/yfinance/>

https://pandas.pydata.org/docs/user_guide/index.html#

<https://seaborn.pydata.org/api.html>

https://matplotlib.org/3.5.3/api/_as_gen/matplotlib.pyplot.html

<https://plotly.com/python-api-reference/>

<https://pyportfoliopt.readthedocs.io/en/latest/MeanVariance.html#>

<https://br.investing.com/rates-bonds/cbot-30-day-federal-funds-comp-c1-futures-historical-data>