Interação
Revista de Ensino, Pesquisa e Extensão
Journal homepage:
http://periodicos.unis.edu.br/index.php/interacao
ISSN 1517-848X / ISSN 2446-9874 http://dx.doi.org/10.33836/interao.v28i2

O EFEITO DO CAPM SOBRE O RETORNO DAS AÇÕES DE EMPRESAS DE TECNOLOGIA DOS ESTADOS UNIDOS: UMA ANÁLISE PRÉ E PÓS-COVID-19

THE EFFECT OF CAPM ON THE STOCK RETURNS OF UNITED STATES TECHNOLOGY COMPANIES: A PRE- AND POST-COVID-19 ANALYSIS

José Ronaldo do Nascimento[1*], José Willer do Prado[2], Francisval de Melo Carvalho[3]

[1] *Graduado em Administração, Doutorando em Administração pela Universidade Federal de Lavras – UFLA, Lavras, MG, Brasil, jronaldocontador@yahoo.com.br*
[2] *Doutor em Administração - UFLA, Lavras, MG, Brasil, jose.prado@ufla.br*
[3] *Doutor em Administração de Empresas – MACKENZIE Universidade Federal de Lavras – UFLA, Lavras, MG, Brasil, francarv@ufla.br*
[*] *Autor de correspondência*

Resumo: Este estudo analisa o efeito do Capital Asset Pricing Model (CAPM) sobre o retorno das ações de 15 grandes empresas de tecnologia listadas nas bolsas dos Estados Unidos, comparando seu comportamento nos períodos pré-pandemia (2015–2019) e pós-pandemia (2020–2025) da Covid-19. O referencial teórico aborda a teoria de portfólios de Markowitz, os fundamentos da precificação de ativos e a hipótese de eficiência de mercado. A pesquisa é quantitativa, descritiva e explicativa, com dados obtidos na base Economática e processados em Python. O CAPM foi estimado por regressões com retornos diários, analisando alfa, beta e R^2. No período pré-pandemia, nenhum alpha mostrou-se estatisticamente significativo, enquanto no período completo AAPL, MSFT, GOOGL, GOOG e AMZN apresentaram *Alphas* positivos e significativos. No recorte pós-pandemia, apenas NVDA e ADBE mantiveram *Alphas* significativos. Os betas aumentaram após 2020 para a maioria dos ativos, e os valores de R^2 mais elevados indicam maior poder explicativo do modelo no período recente. O teste de Chow confirmou quebra estrutural em 40% da amostra. Conclui-se que a pandemia elevou o risco sistemático e ampliou a capacidade preditiva do CAPM no setor tecnológico americano.

Palavras-chave: risco; retorno; beta; NASDAQ; NYSE.

Abstract: This study analyzes the effect of the Capital Asset Pricing Model (CAPM) on the stock returns of 15 major technology companies listed on U.S. stock exchanges, comparing their performance during the pre-pandemic (2015–2019) and post-pandemic (2020–2025) periods of COVID-19. The theoretical framework is based on Markowitz's portfolio theory, the fundamentals of asset pricing, and the Efficient Market Hypothesis. The research adopts a quantitative, descriptive, and explanatory approach, using data obtained from the Economática database and processed in Python. The CAPM was estimated through regressions using daily stock returns, analyzing alpha, beta, and R^2. During the pre-pandemic period, no alpha was statistically significant, whereas in the full sample period, AAPL, MSFT, GOOGL, GOOG, and AMZN exhibited positive and statistically significant *Alphas*. In the post-pandemic period, only NVDA and ADBE maintained statistically significant *Alphas*. Betas increased after 2020 for most assets, while higher R^2 values indicated greater explanatory power of the model in the more recent period. The Chow

Received in 17.04.2026 - Received in revised form in 29.10.2026 - Accepted in 04.11.2026 – Available online 0921112.2026.
Interação, Varginha, MG, v. 28, n. 2, p.66-87, 2026, ISSN 1517-848X / ISSN 2446-9874.

test confirmed the presence of a structural break in 40% of the sample. The findings suggest that the COVID-19 pandemic increased systematic risk and enhanced the predictive ability of the CAPM in the U.S. technology sector.

Keywords: risk; return; beta; NASDAQ; NYSE.

©UNIS-MG. All rights reserved.

1 INTRODUÇÃO

As empresas de tecnologia passaram a exercer forte influência econômica, social e ambiental, afetando a segurança nacional e a distribuição de renda nos EUA, pois seu modelo de desenvolvimento, altamente dependente de energia, trouxe ganho de custos para a sociedade e o meio ambiente (Lloret *et al*., 2016; Henry-Nickie *et al*., 2019).

Segundo Antunes (2000), as políticas de inovação tecnológica e de propriedade intelectual foram fundamentais para o fortalecimento da capacidade competitiva e da liderança econômica dos Estados Unidos.

As ações de tecnologia tendem a apresentar múltiplos preço-lucro elevados e forte sensibilidade aos ciclos de mercado. Nesse contexto, investigar a aplicabilidade do Modelo de Precificação de Ativos de Capital CAPM, às empresas de tecnologia listadas na bolsa americana se faz necessário, uma vez que novas abordagens de precificação de ativos sugerem que fatores relacionados ao investimento e à rentabilidade podem complementar ou superar o poder explicativo do risco sistemático na determinação dos retornos acionários, especialmente em setores dinâmicos e intensivos em crescimento (Hou, Xue, & Zhang, 2015; Zhang, 2017).

O mercado acionário dos EUA, o mais representativo do mundo, influencia fluxos internacionais e serve de referência para a precificação global (Bodie; Kane; Marcus, 2014). A New York Stock Exchange - NYSE e a National Association of Securities Dealers Automated Quotations - NASDAQ concentram empresas inovadoras e altamente voláteis, tornando o setor tecnológico um desafio para modelos clássicos de precificação (Damodaran, 2012; Brooks, 2019). Nesse contexto, o CAPM, desenvolvido por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966), permanece central ao relacionar risco e retorno por meio do beta, assumindo investidores avessos ao risco (Gujarati; Porter, 2011). Entretanto, suas limitações tornam-se mais evidentes em setores dinâmicos e sujeitos a rápidas mudanças nos padrões de investimento e crescimento, como o de tecnologia, nos quais fatores adicionais ao risco de mercado podem exercer influência sobre os retornos das ações (Hou, Xue, & Zhang, 2015).

Diante desses pressupostos, investigar a aplicabilidade do CAPM às empresas de tecnologia listadas na bolsa americana é fundamental, pois permite avaliar sua capacidade de explicar os retornos dos ativos em diferentes contextos de mercado (Fama & French, 2004).

Além de testar a robustez do modelo em um setor estratégico, tal análise contribui para o entendimento da precificação de ativos em mercados altamente competitivos e globalizados, ampliando a compreensão acerca dos determinantes do retorno acionário, uma vez que a literatura de finanças destaca que fatores de risco sistemáticos desempenham papel central na explicação dos retornos das ações (Fama & French, 1992, 1993).

A justificativa para esta pesquisa se formula mediante o fato de que a pandemia de Covid-19 provocou mudanças profundas no comportamento dos mercados financeiros, alterando níveis de volatilidade, percepção de risco e dinâmica de retorno. Baker *et al*., (2020) mostram que a reação do mercado acionário norte-americano à Covid-19 foi sem precedentes, com volatilidade superior à observada em pandemias anteriores, inclusive a gripe espanhola de 1918, o que evidencia a magnitude do choque sobre a percepção de risco dos investidores. Esse cenário

foi heterogêneo entre os setores, e Mazur *et al*., (2021) identificam que, enquanto segmentos como petróleo e hotelaria registraram fortes quedas durante a crise de março de 2020, empresas de tecnologia, em especial de software, apresentaram retornos positivos, o que torna o setor de tecnologia um objeto para a análise de retorno e risco no período.

Com as mudanças estruturais observadas nos mercados financeiros durante a pandemia de Covid-19, caracterizadas por elevada volatilidade, aumento da incerteza e alterações no comportamento dos investidores, questiona-se se o Capital Asset Pricing Model (CAPM) manteve sua capacidade explicativa sobre os retornos das ações de empresas de tecnologia negociadas nas bolsas dos Estados Unidos (Zaremba *et al*., 2020; Sharif *et al*., 2020).

Assim, o problema de pesquisa pode ser formulado como: O CAPM explica de forma consistente o comportamento dos retornos das ações de empresas de tecnologia dos Estados Unidos no período pré e pós-pandemia?

Analisar se o Capital Asset Pricing Model (CAPM) explica de forma consistente o comportamento dos retornos das ações de empresas de tecnologia listadas nas bolsas de valores dos Estados Unidos, comparando sua capacidade explicativa nos períodos pré e pós-pandemia de Covid-19.

O estudo ainda busca responder aos seguintes objetivos específicos: (i) Estimar o alpha(α) e o beta (β) das principais empresas de tecnologia no período pré-pandemia e no período pós-pandemia; (ii) Avaliar a relação entre risco sistemático e retorno nos dois períodos, verificando eventuais mudanças na sensibilidade ao mercado; (iii) Comparar o desempenho preditivo do CAPM antes e depois da pandemia, identificando diferenças na capacidade do modelo de explicar os retornos observados; (iv) Examinar se a pandemia alterou o prêmio de risco de mercado, refletindo mudanças na percepção de risco por parte dos investidores.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Teoria do Portfólio de Markowitz

Harry Markowitz (1952) introduziu a moderna teoria de portfólios ao propor o modelo de otimização média-variância. Esse framework fundamenta-se no pressuposto de que investidores são racionais e avessos ao risco, objetivando maximizar o retorno esperado dado um nível de risco específico, ou minimizar o risco dado um retorno esperado desejado. Ainda segundo Markowitiz (1952) a contribuição central do modelo reside no conceito de fronteira eficiente, que representa o conjunto ótimo de carteiras disponíveis. Desde sua concepção, a abordagem estabeleceu-se como alicerce da teoria financeira moderna, moldando práticas de gestão de investimentos globalmente.

Conforme destacam Bodie, Kane e Marcus (2014), a diversificação não elimina a totalidade do risco, porém reduz o risco não sistemático (idiossincrático), permanecendo apenas o risco sistemático ou de mercado, comum a todos os ativos. Portanto, compreender as correlações entre ativos torna-se fundamental para estruturar portfólios eficientes.

Na teoria de carteiras proposta por Markowitz (1952), o risco é quantificado pela variância dos retornos, dissociando o conceito de risco do grau individual de aversão ao risco do investidor. Demonstra-se que, independentemente de diferentes níveis de aversão ao risco, investidores alocam recursos em uma combinação entre um ativo livre de risco e um portfólio de mercado situado na fronteira eficiente (Markowitz, 1952). O critério média-variância utilizado por Markowitz, (1952) é equivalente ao critério de dominância estocástica exclusivamente quando a

distribuição dos retornos segue uma distribuição normal ou quando a função utilidade do investidor possui forma quadrática.

2.2 Fundamentos de Finanças e Precificação de Ativos

A teoria moderna de finanças tem como base a relação indissociável entre risco e retorno, sendo este o princípio central da precificação de ativos. Markowitz (1952) foi pioneiro ao propor que investidores racionais escolhem carteiras eficientes que maximizam o retorno esperado para um dado nível de risco, estabelecendo a fronteira eficiente. A partir dessa formulação, o risco passou a ser compreendido como a variabilidade dos retornos, podendo ser decomposto em risco sistemático, não diversificável, e risco não sistemático, passível de eliminação por diversificação (Sharpe, 1964; Lintner, 1965).

O modelo de precificação de ativos de capital (CAPM), desenvolvido por Sharpe (1964) e Lintner (1965), consolidou essa lógica ao demonstrar que apenas o risco sistemático, medido pelo coeficiente beta, é remunerado no mercado. Em outras palavras, investidores não recebem retorno adicional por assumirem riscos idiossincráticos, uma vez que estes podem ser diversificados em carteiras amplas (Mendonça *et al*., 2012). No entanto, a literatura empírica apresenta resultados divergentes quanto à sensibilidade do retorno ao risco sistemático e idiossincrático.

Fama e French (1992), ao analisarem o mercado acionário norte-americano entre 1963 e 1990, demonstraram que a relação entre o beta de mercado e o retorno médio das ações tornasse estatisticamente fraca quando se controla o tamanho da firma, sugerindo que variáveis como capitalização de mercado e o índice book-to-market possuem maior poder explicativo sobre os retornos do que o beta isoladamente. Esse achado, obtido diretamente no mercado americano e com base em ações listadas na NYSE e na NASDAQ, representa uma das evidências empíricas mais robustas sobre os limites da forma semi-forte de eficiência no contexto em que o presente estudo se insere.

Complementarmente, Tiossi e Piellusch (2016) utilizaram o Grau de Incorporação Tecnológica (GIT) como critério de seleção de ativos, demonstrando que carteiras compostas por empresas com elevado nível tecnológico apresentaram desempenho superior ao índice de mercado, mantendo risco similar. Tal evidência reforça que fatores específicos, relacionados à inovação, tecnologia ou governança, podem alterar a relação clássica de risco e retorno prevista pelo CAPM.

Por fim, a precificação de ativos também deve ser compreendida à luz das anomalias documentadas por Fama e French (1992, 1993). Seus estudos mostraram que variáveis como tamanho e índice book-to-market possuem maior poder explicativo sobre os retornos médios das ações do que o beta. Esses achados desafiam a visão tradicional de que apenas o risco sistemático é considerável, sustentando a necessidade de modelos multifatoriais para capturar a complexidade do comportamento dos preços no mercado acionário.

Dessa forma, observa-se que, embora o CAPM permaneça como modelo fundamental na teoria financeira, sua aplicação prática revela limitações, especialmente em setores de alta volatilidade, como o de tecnologia. A literatura contemporânea aponta que tanto o risco sistemático quanto dimensões do risco idiossincrático podem influenciar o retorno, exigindo abordagens analíticas mais abrangentes e contextualizadas

2.3 Eficiência de mercado

O conceito de eficiência de mercado é central para a teoria moderna de finanças. A hipótese dos mercados eficientes (EMH), proposta por Fama (1970), afirma que os preços refletem toda a informação disponível, impedindo retornos anormais consistentes. A eficiência pode ocorrer em três formas: a fraca, em que preços incorporam informações históricas; a semiforte, que inclui todas as informações públicas; e a forte, segundo a qual nem mesmo informações privadas gerariam retornos anormais (Fama, 1970).

Evidências empíricas recentes reforçam esse debate onde Hou, Xue e Zhang (2020), ao replicarem 452 anomalias em dados do NYSE, AMEX e NASDAQ, mostraram que a maioria desaparece quando se corrigem vieses de *microcap* e se utilizam retornos ponderados por valor de mercado, sugerindo que muitas supostas ineficiências resultam de problemas metodológicos, e não de violação da eficiência semi-forte. Campbell, Lettau, Malkiel e Xu (2001) identificaram forte aumento da volatilidade idiossincrática entre 1962 e 1997, tornando-a dominante na variância dos retornos individuais; embora não remunerado pelo CAPM, esse risco afeta portfólios pouco diversificados, levantando dúvidas sobre sua validade em mercados tecnologicamente inovadores.

No Brasil, pesquisas também questionam pressupostos de eficiência. Mendonça *et al*., (2012) encontraram influência positiva do risco não sistemático sobre o retorno, indicando que características específicas das firmas e imperfeições de mercado podem ser incorporadas aos preços. Assim, embora a eficiência de mercado permaneça um referencial importante, sua aplicabilidade depende do desenvolvimento do mercado, da liquidez e do setor analisado. No caso das empresas de tecnologia dos Estados Unidos, a ampla difusão de informações tende a aproximá-las da eficiência semi-forte, mas bolhas especulativas e retornos anormais ligados à inovação revelam limites práticos da hipótese.

2.4 CAPM (Capital Asset Pricing Model)

O modelo desenvolvido por Sharpe (1964) e Lintner (1965), denominado Capital Asset Pricing Model (CAPM) ou Modelo de Precificação de Ativos de Capital, estabelece uma equação que expressa o retorno esperado de um investimento em condições de equilíbrio, ou seja, sem possibilidade de arbitragem no mercado. Nessa formulação, o coeficiente beta desempenha o papel de parâmetro fundamental, representando o risco sistemático associado ao ativo (Sharpe, 1964 & Litner, 1965).

De acordo com Ross, Westerfield e Jaffe (2002), o modelo de precificação de ativos de capital constitui um dos avanços mais significativos da teoria financeira, destacando-se por sua ampla aplicabilidade em decisões de investimento, ao evidenciar a relação entre o retorno esperado de um ativo e seu risco sistemático.

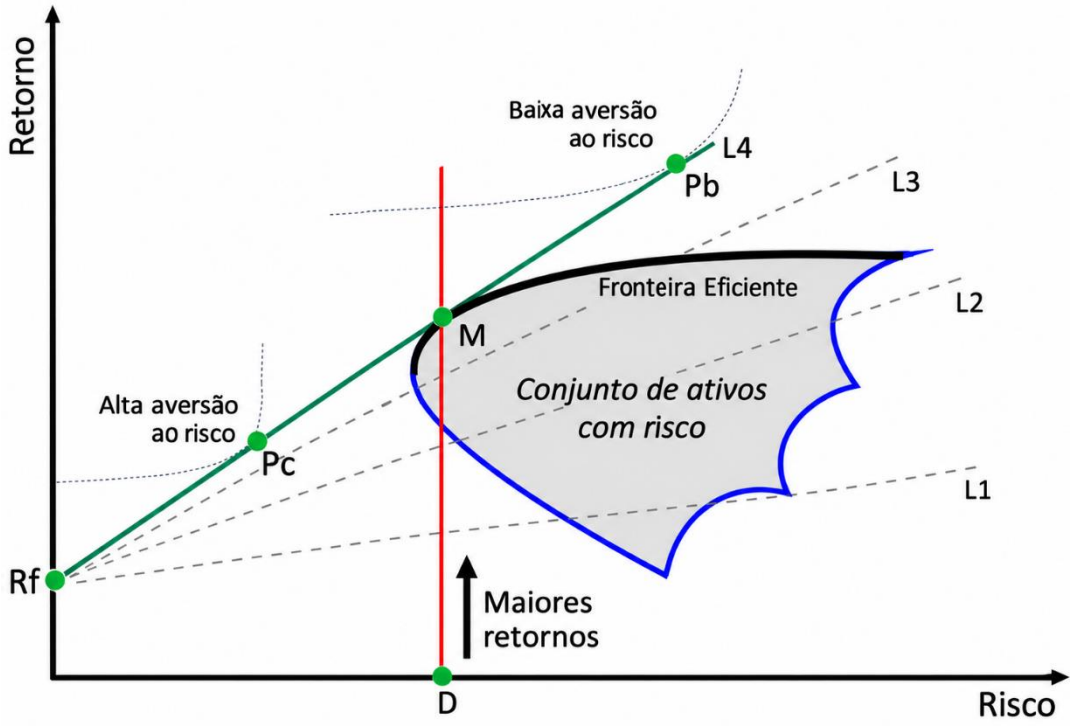
No início dos anos 60, dois americanos, William Sharpe e John Lintner, conseguiram provar matematicamente que, em uma situação de equilíbrio, existe uma relação linear entre o excesso de retorno de um investimento e o excesso de retorno do mercado, como um todo. Sharpe e Lintner chamaram esta relação de beta, conforme equação (1): R onde:

$$\frac{R_p - R_f}{Rm - R_f} = \beta \qquad (1)$$

Rp – é a taxa de retorno do investimento, também chamada de taxa de atratividade mínima Rm – é a taxa média de retorno do mercado Rf – é a taxa de retorno de um investimento livre de risco β – é o beta, resolvendo a equação (2), temos:

$$Rp = Rf + \beta(Rm - Rf) \qquad (2)$$

Figura 1 - Risco X Retorno



Fonte: Bruni; Famá, (1998).

A Figura 1 representa as contribuições de Markowitz (1952) e Tobin (1958) para a teoria de portfólios. Por meio de técnicas de programação quadrática, é possível identificar um conjunto de combinações ótimas entre risco e retorno, definindo a chamada fronteira eficiente dos ativos arriscados. Considerando a existência de um ativo livre de risco, o investidor pode alocar seus recursos entre este e os ativos arriscados, de acordo com seu grau de aversão ao risco. Dessa forma, forma-se a carteira Pa, característica de um investidor altamente avesso ao risco, e a carteira Pb, típica de um investidor com menor aversão. Assim, a combinação entre o ativo livre de risco e os pontos da fronteira eficiente gera melhores oportunidades de riscoretorno. O ponto de tangência entre a linha que conecta o ativo livre de risco e a fronteira eficiente, denominado M, representa a carteira de mercado que maximiza o retorno esperado, configurando a base do teorema da separação.

3 METODOLOGIA

3.1 Caracterização da Pesquisa

A pesquisa adota uma abordagem quantitativa, empírica e aplicada, utilizando dados históricos de preços ajustados das ações de 15 grandes empresas de tecnologia listadas nas bolsas dos Estados Unidos.

Este estudo caracteriza-se como uma pesquisa quantitativa de natureza descritiva e explicativa, fundamentada em dados secundários e análises econométricas. A abordagem metodológica alinha-se aos pressupostos de Creswell (2014), para pesquisas empíricas que empregam técnicas estatísticas e modelos financeiros que observam o comportamento de ativos no mercado de capitais.

3.2 Período de Análise e Coleta e seleção dos dados

O recorte temporal de 2015 a 2025 foi definido por abranger três momentos distintos do mercado financeiro. O primeiro é o período pré-pandemia (2015 a 2019), que serve como base de comparação por reunir um cenário de maior estabilidade relativa, permitindo estimar parâmetros de retorno e risco em condições consideradas regulares. O segundo é o período de choque da pandemia de Covid-19 (2020 a 2021), marcado por volatilidade extrema, queda abrupta em março de 2020 e posterior recuperação, com desempenho heterogêneo entre os setores (Baker *et al*., 2020; Mazur *et al*., 2021). O terceiro é o período pós-pandemia (2022 a 2025), caracterizado pela normalização das políticas monetárias, pelo aumento das taxas de juros e pela continuidade da dinâmica própria do setor de tecnologia. Além disso, uma janela de dez anos oferece um número de observações suficiente para a estimação de betas e retornos esperados pelo CAPM, reduzindo a influência de eventos pontuais e conferindo robustez estatística às análises.

Os dados de variância dos ativos foram obtidos na base de dados da Economática, para análise foram utilizados comandos em Python, utilizando-se das bibliotecas necessárias para execução dos resulados e análises, como: *pandas*; *numpy, statsmodels, matplotlib, mathlib, openpyxl.*

O código em Python utilizado para a coleta dos dados e a estimação do CAPM (arquivo *CAPM_Coleta_script_python*) está disponível publicamente no repositório Zenodo (Nascimento, 2026), sob a licença GNU General Public License v3.0 or later.

Os dados foram segmentados em dois intervalos distintos: o período pré-pandemia, abrangendo de 01/01/2015 a 31/12/2019, e o período pós-pandemia, de 01/01/2020 a 30/11/2025, permitindo identificar mudanças estruturais no comportamento dos retornos antes e depois do choque provocado pela Covid-19. Por fim, a taxa livre de risco foi ajustada para a mesma frequência diária das séries de retorno, assegurando coerência na estimação do CAPM e na comparação entre risco sistemático e retorno esperado.

3.3 Critério de Seleção da Carteira

A seleção da carteira de investimentos baseou-se em critérios objetivos e replicáveis, fundamentados na composição de 15 empresas listadas na NASDAQ e NYSE, estas empresas ainda compõe o Index e no Standard & Poor's - S&P 500 Information Technology Sector**,** dois dos principais índices que representam o setor de tecnologia nos Estados Unidos.

A amostra foi composta por 15 empresas selecionadas com base nos seguintes critérios cumulativos: a) Capitalização de Mercado: Foram selecionadas empresas com market cap superior a US$ 100 bilhões em janeiro de 2023, conforme dados da Economática. Este critério assegura a inclusão de companhias de grande porte (large caps), que apresentam maior liquidez e representatividade no mercado (Bodie, Kane & Marcus, 2014); b) Inclusão no NASDAQ-100 ou S&P 500 Technology Sector: Todas as empresas selecionadas fazem parte de pelo menos um desses índices de referência, garantindo relevância setorial e reconhecimento institucional**;** c) Liquidez: Volume médio diário de negociação (Average Daily Trading Volume - ADTV) superior a 10 milhões de ações no período de análise, assegurando a qualidade dos dados e reduzindo problemas de microestrutura de mercado (Campbell, Lo; MacKinlay, 1997).

3.3.2 Composição Final da Carteira

A Tabela 1 apresenta a composição da carteira utilizada no estudo, formada por 15 empresas de tecnologia de grande representatividade nas bolsas norte-americanas (NASDAQ e

NYSE). A seleção seguiu critérios objetivos, priorizando companhias com elevada capitalização de mercado, alta liquidez e relevância setorial. Foram incluídas empresas pertencentes ao NASDAQ-100 e NYSE e ao S&P 500 Information Technology Sector, assegurando que a amostra refletisse os principais segmentos tecnológicos da economia dos Estados Unidos.

Observa-se que Apple (AAPL), Microsoft (MSFT), Google (GOOGL/GOOG), Amazon (AMZN), NVIDIA (NVDA) e Meta (META) compõem o núcleo das "*Big Techs*", todas listadas na NASDAQ e com capitalizações superiores a US$ 900 bilhões, destacando-se por sua atuação global e forte impacto nos mercados financeiros. Empresas como Tesla (TSLA), Oracle (ORCL), *Salesforce* (CRM), Adobe (ADBE), Cisco (CSCO) e SAP (SAP) representam diferentes segmentos tecnológicos, como veículos elétricos, computação em nuvem, CRM, design digital e infraestrutura de redes. Intel (INTC) e IBM completam a amostra, contribuindo com setores tradicionais, como semicondutores e hardware corporativo.

A diversidade setorial, abrangendo semicondutores, plataformas digitais, software empresarial, e-commerce e infraestrutura, confere robustez à análise, permitindo capturar diferentes padrões de risco e retorno dentro do universo tecnológico. Além disso, a predominância de empresas listadas na NASDAQ reforça a representatividade da bolsa mais voltada à inovação e tecnologia no mercado global.

Tabela 1 - Seleção dos ativos de setor de tecnologia NASDAQ e NYSE

Ticker	Empresa	*Capitalização	Setor	Bolsa
AAPL	Apple Inc.	2.900+	Hardware/Software	NASDAQ
MSFT	Microsoft Corporation	2.800+	Software/Cloud	NASDAQ
GOOGL	Google - Classe A	1.700+	Internet/Cloud	NASDAQ
GOOG	Google - Classe C	1.700+	Internet/Cloud	NASDAQ
AMZN	Amazon.com Inc.	1.500+	E-commerce/Cloud	NASDAQ
NVDA	NVIDIA Corporation	1.200+	Semicondutores/IA	NASDAQ
META	Meta Platforms Inc.	900+	Plataformas Digitais	NASDAQ
TSLA	Tesla Inc.	800+	Veículos Elétricos/IA	NASDAQ
ORCL	Oracle Corporation	300+	Software/Cloud	NYSE
CRM	Salesforce Inc.	250+	Software/CRM	NYSE
ADBE	Adobe Inc.	250+	Software	NASDAQ
CSCO	Cisco Systems Inc.	200+	Redes/Infraestrutura	NASDAQ
SAP	SAP SE	200+	Software Empresarial	NYSE
INTC	Intel Corporation	180+	Semicondutores	NASDAQ
IBM	(IBM)	150+	Hardware/Software	NYSE

Fonte: Economática, (2025).

*Capitalização de mercado coletada mediante base de Janeiro de 2023.(última divulgada).

3.4 Estimação do CAPM

O CAPM será estimado para cada empresa por meio da regressão, Conforme o modelo

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_i(R_{m,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_t \qquad (3)$$

desenvolvido por Sharpe (1964) e Lintner (1965), o CAPM relaciona o retorno esperado de um ativo ao seu risco sistemático. Onde:

- $R_{i,t}$: retorno da ação iii
- $R_{f,t}$: taxa livre de risco
- $R_{m,t}$: retorno do mercado (S&P 500)
- α_i: retorno não explicado pelo risco sistemático
- β_i: sensibilidade da empresa às variações do mercado

Em cada um dos dois períodos analisados serão estimados os principais parâmetros do modelo CAPM, permitindo avaliar como a relação entre risco e retorno se comportou antes e depois da pandemia. Para ambos os recortes temporais serão calculados o beta pré-pandemia e o beta pós-pandemia, de modo a identificar possíveis alterações na sensibilidade dos ativos às variações do mercado. Também será mensurada a mudança percentual desse beta, o que evidencia o grau de intensificação ou redução do risco sistemático no período pós-choque. Além disso, será estimado o alfa, que representa a capacidade do ativo ou portfólio gerar retornos excedentes não explicados pelo risco de mercado. Serão avaliados ainda o R^2 de cada regressão, permitindo verificar a qualidade do ajuste do CAPM em cada fase, bem como a significância estatística dos coeficientes, garantindo que as conclusões obtidas sejam sustentadas por evidências robustas.

3.5 Teste Chow - Verificação de Estabilidade Paramétrica entre os Períodos

A fim de verificar formalmente a existência de quebra estrutural nos parâmetros do CAPM induzida pela pandemia, aplicou-se o teste de Chow (1960), que examina por meio de uma estatística F se os coeficientes alpha e beta estimados diferem significativamente entre os períodos pré e pós-pandemia. A hipótese nula pressupõe estabilidade paramétrica entre os subperíodos, sendo rejeitada quando o p-valor é inferior a 0,05 (Gujarati; Porter, 2011).

Adicionalmente, a fim de superar as limitações de análises meramente descritivas, o estudo emprega o teste F de estabilidade paramétrica de Chow (1960) para verificar formalmente se as mudanças observadas nos coeficientes do modelo entre os dois períodos configuram uma quebra estrutural estatisticamente significativa, conferindo maior rigor econométrico às conclusões.

4 RESULTADOS

4.1 Analise da correlação e mapa de calor do CAPM no lapso temporal do estudo

A análise do CAPM de acordo com a Tabela 2, para as empresas de tecnologia mostra que a maioria apresenta *Alphas* positivos, indicando retornos acima do previsto pelo risco sistemático. No entanto, ao observar os p-valores, a maior parte dos ativos apresenta valores superiores ao nível convencional de 5%, indicando que esses retornos extras não são estatisticamente significativos e podem ser atribuídos ao acaso. As exceções são AAPL (p = 0,011), MSFT (p = 0,005), GOOGL (p = 0,019), GOOG (p = 0,018) e AMZN (p = 0,005), que apresentam *Alphas* positivos e estatisticamente significativos ao nível de 5%. Já empresas como META, ORCL, CRM, ADBE, CSCO,

SAP e IBM têm *Alphas* não significativos, e no caso da INTC o alpha é negativo, porém também sem relevância estatística.

Os betas confirmam que todas as ações são pró-cíclicas, com sensibilidade positiva ao mercado. Empresas como TSLA, NVDA, AMZN e ADBE/CRM têm betas elevados, refletindo maior exposição ao risco de mercado. Empresas mais maduras, CSCO, SAP, ORCL e IBM, apresentam betas próximos de 1. Todos os betas são altamente significativos, com p-valores próximos de zero. O R^2 varia de 0,21 a 0,52, indicando que o CAPM explica de 21% a 52% da variação dos retornos. Aderência maior ao modelo ocorre em MSFT, AAPL e ADBE, enquanto empresas mais voláteis, como TSLA, NVDA e META, apresentam R^2 menores, sinalizando que fatores adicionais além do risco sistemático influenciam seus retornos.

O setor tecnológico combina alto retorno e alto risco, com betas consistentemente elevados e *Alphas* com significância estatística variável. Embora o CAPM explique parte importante dos retornos, fatores adicionais influenciam especialmente as empresas mais inovadoras e voláteis, sugerindo que modelos multifatoriais poderiam capturar melhor a dinâmica desses ativos.

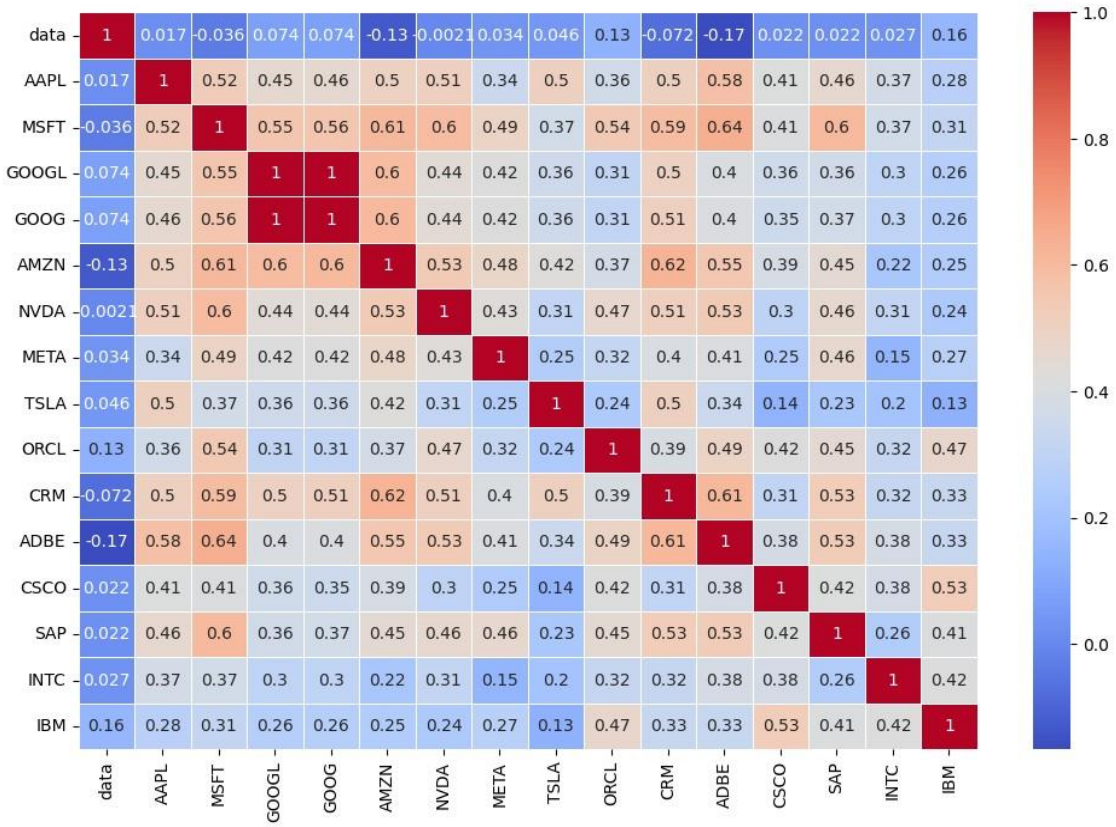
Tabela 2 - CAPM total da Carteira selecionada

Ativo	α Alpha	β Beta	R2	pval_alpha	pval_beta
AAPL	0,013626	1,20711221	0,47308983	0,01106766	1,1395E-19
MSFT	0,011512	1,03612054	0,52139267	0,00598301	2,2024E-22
GOOGL	0,011944	1,02880509	0,41491485	0,0199637	1,0421E-16
GOOG	0,012019	1,02945885	0,41855896	0,01841822	6,9351E-17
AMZN	0,017257	1,28749057	0,43087849	0,00571308	1,7182E-17
NVDA	0,050744	1,6592821	0,33004489	8,5657E-07	7,2439E-13
META	0,011614	1,06861623	0,26103338	0,12198387	4,5167E-10
TSLA	0,038496	1,87631347	0,23208798	0,00746243	5,6912E-09
ORCL	0,007099	1,10100522	0,37083655	0,23502621	1,1912E-14
CRM	0,006405	1,23079191	0,38369615	0,32423479	3,0932E-15
ADBE	0,007226	1,26276809	0,45064143	0,21386403	1,7204E-18
CSCO	0,002112	0,9667791	0,42767779	0,64974331	2,4759E-17
SAP	0,004066	1,05869655	0,42726663	0,42553856	2,5945E-17
INTC	-0,00219	1,01104925	0,21434441	0,7850646	2,5782E-08
IBM	0,000109	0,89776931	0,35194967	0,98281225	8,2304E-14

Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

A matriz de correlação conforme Gráfico 1, dos retornos diários das 15 empresas de tecnologia da NASDAQ revela um padrão estrutural típico do setor, caracterizado por um núcleo de companhias altamente integradas em termos de comportamento de mercado e, simultaneamente, por um conjunto de firmas com movimentos mais idiossincráticos. Observa-se, inicialmente, que a coluna “data” aparece com correlação próxima de zero em relação aos ativos, indicando que ela entrou de forma indevida no cálculo e não possui qualquer relevância analítica. Excluindo esse elemento, nota-se que o grupo formado por MSFT, AMZN, GOOGL, META e ADBE apresenta as correlações mais elevadas, frequentemente acima de 0,50, o que sugere forte co-movimento diário entre essas empresas. Esse bloco representa a “Big Tech”, marcado por modelos de negócio escaláveis, receitas altamente sensíveis a expectativas macroeconômicas e elevado peso no índice NASDAQ, motivo pelo qual respondem de maneira muito semelhante a choques de mercado e notícias do setor tecnológico. Em outras palavras, essas empresas carregam um risco sistêmico elevado e se movem de forma muito sincronizada.

Gráfico 1 - Correlação dos Retornos diário das 15 empresas de Tecnologia Selecionadas



Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

Além desse cluster central, outro padrão visível é a correlação moderada entre empresas de software corporativo, como CRM, SAP e ORCL, que apresentam interdependência tanto com o grupo principal quanto entre si. Esse comportamento pode ser explicado pela similaridade de seus mercados-alvo, soluções corporativas, computação em nuvem e serviços B2B, que tendem a responder a ciclos econômicos específicos e a variações nas decisões de investimento empresarial. Por sua vez, empresas como NVDA mostram correlação moderada com a Big Tech, refletindo sua ligação com semicondutores e inteligência artificial, segmentos que embora sensíveis ao mercado tecnológico, possuem dinâmicas próprias relacionadas a cadeias de suprimento, ciclos de chips e inovação em *hardware*.

No outro extremo, encontram-se empresas como TSLA, INTC e IBM, que apresentam correlações relativamente mais baixas com o restante das companhias do painel. A Tesla, apesar de ser considerada uma empresa de tecnologia, tem características fortemente ligadas ao setor automotivo e de energia, o que explica seu comportamento mais independente. A Intel segue ciclos específicos da indústria de semicondutores, diferindo de empresas focadas em software ou plataformas digitais. Já a IBM, com atuação mais consolidada em serviços tradicionais e menor exposição ao segmento de hypergrowth, mantém correlações mais discretas com as demais empresas. Esses três casos representam oportunidades de diversificação dentro do próprio setor de tecnologia, pois carregam maior proporção de risco idiossincrático em relação ao risco sistêmico.

Em termos de implicações para modelos como o CAPM, o padrão de correlações indica que empresas do núcleo principal tendem a apresentar betas semelhantes, já que suas oscilações são amplamente explicadas pelo risco de mercado. Por outro lado, empresas com correlação reduzida provavelmente apresentam maior desvio em relação ao comportamento do mercado como um todo, refletindo betas potencialmente mais baixos ou menos estáveis. Assim, o panorama geral sugerido pelo mapa de calor é o de um setor altamente conectado, mas não homogêneo: existe um grupo dominante de firmas que se movem de forma muito próxima e alguns ativos periféricos que carregam comportamento mais individualizado, permitindo diferentes estratégias de diversificação e controle de risco.

4.2 Resultados e análise do Alpha e Beta do período pré-pandemia

A análise pré-pandemia, abrangendo o período de 01/01/2015 a 31/12/2019, apresenta o comportamento dos coeficientes do CAPM para as principais empresas de tecnologia antes das rupturas causadas pela crise da COVID-19. Esse intervalo caracteriza-se por um ambiente econômico estável, marcado por expansão do setor tecnológico, crescimento consistente das big techs e volatilidade moderada nos mercados globais.

A Tabela 3 apresenta os resultados do CAPM no período pré-pandemia, permitindo avaliar se os ativos geravam retornos anormais (*alfa*), sua sensibilidade ao mercado (*beta*) e o grau de explicação do modelo (R^2), complementados com o p-valor do alfa (*p_alpha_pre),* que indica se esse retorno adicional é estatisticamente significativo.

De modo geral, os alfas estimados são positivos para a maioria dos ativos, sugerindo potencial geração de retornos acima do previsto pelo risco sistemático. No entanto, ao observar os p-valores, percebe-se que esses alfas não são estatisticamente significativos no período prépandemia, a maioria apresenta valores muito superiores ao nível convencional de 5%, indicando que os retornos excedentes observados podem ser atribuídos ao acaso e não a uma habilidade persistente de superar o mercado. Esse resultado difere do padrão observado na análise do período completo (Tabela 2), onde algumas empresas como AAPL, MSFT e AMZN apresentavam *Alphas* significativos, sugerindo que tais retornos anormais se concentram predominantemente no período pós-pandemia. Apenas IBM apresenta um *p_alpha_pre* mais próximo da significância (0,071), embora ainda acima do limiar, sinalizando desempenho ligeiramente diferenciado, mas não conclusivo. Os betas confirmam que grande parte das empresas possui alta exposição ao mercado, especialmente AMZN (1,51), NVDA (1,86) e IBM (1,27), enquanto TSLA apresenta um beta significativamente inferior (0,52), indicando comportamento menos alinhado ao mercado no período pré-pandemia. Os valores de R^2 variam moderadamente entre os ativos (0,02 a 0,53), sugerindo capacidade média do CAPM em explicar os retornos, sendo mais forte em empresas como ORCL, CSCO e IBM, e quase irrelevante no caso de TSLA, onde o modelo praticamente não explica a variação dos retornos.

Tabela 3 - Cálculo do CAPM no período pré-pandemia

Ativo	α Alpha	β Beta pre	R2	p_alpha_pre
AAPL	0,013698	1,225381	0,34209	0,791605761
MSFT	0,018054	1,147078	0,458351	0,427301985
GOOGL	0,01043	1,041775	0,397363	0,712054958
GOOG	0,010537	1,033098	0,404032	0,729863933
AMZN	0,028508	1,518168	0,439219	0,155486961

NVDA	0,047888	1,866374	0,295479	0,115013768
META	0,010695	1,068222	0,30309	0,883124268
TSLA	0,018373	0,522751	0,019382	0,649213745
ORCL	-0,0018	1,052083	0,532486	0,17372452
CRM	0,013616	1,170039	0,396916	0,791216549
ADBE	0,020788	1,03458	0,4225	0,300161459
CSCO	0,005141	1,253445	0,507539	0,618282662
SAP	0,006032	1,082115	0,414016	0,924575345
INTC	0,004645	0,954091	0,284158	0,47961606
IBM	-0,00336	1,273984	0,504243	0,071046465

Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

No conjunto, os resultados indicam que, antes da pandemia, o CAPM captura de forma razoável o comportamento das ações, mas os alfas não se mostram estatisticamente significativos, reforçando a ideia de que o desempenho superior dos ativos frente ao mercado não pode ser atribuído a retornos anormais persistentes nesse período. Essa ausência de *Alphas* significativos no pré-pandemia contrasta com os achados do período pós-pandemia, onde NVDA e ADBE passam a exibir retornos anormais estatisticamente siginificativos, antecipando a discussão desenvolvida na seção seguinte.

4.3 Resultados e análise do Alpha e Beta do período pós-pandemia

A análise pós-pandemia, referente ao período de 01/01/2020 a 30/11/2025, reflete as profundas transformações ocorridas no setor de tecnologia após o choque provocado pela COVID-19. Esse intervalo incorpora tanto a fase de forte volatilidade inicial quanto o subsequente ciclo de rápida recuperação e expansão impulsionadas pela digitalização global, pelo avanço da computação em nuvem e pelo crescimento acelerado da inteligência artificial.

A Tabela 4 mostra que, no período pós-pandemia, os alfas do CAPM permanecem próximos de zero para a maior parte das empresas de tecnologia, e os p_valores elevados reforçam a ausência de significância estatística, indicando inexistência de retornos anormais consistentes. As exceções são NVDA e ADBE, cujos p-values (0,035 e 0,019) revelam alfas significativos, sugerindo retornos superiores ao previsto pelo CAPM após 2020, possivelmente impulsionados pela maior demanda por tecnologia, semicondutores e serviços digitais.

Os betas aumentam para várias empresas, refletindo maior risco sistemático no pós-pandemia: TSLA apresenta beta muito elevado (2,50), enquanto NVDA (1,58) e ADBE (1,31) também mostram forte sensibilidade ao mercado. Já empresas mais maduras, como IBM (0,75) e CSCO (0,83), permanecem menos expostas às oscilações.

Tabela 4 - Cálculo do CAPM no período pós-pandemia

Asset	**α Alpha**	**β Beta**	**R2**	**p_alpha_post**
AAPL	0,013518	1,199279	0,565027	0,781286365
MSFT	0,005095	0,968924	0,564133	0,792186258
GOOGL	0,013346	1,028279	0,421627	0,537271456
GOOG	0,01341	1,03271	0,423469	0,527312131
AMZN	0,006132	1,155338	0,426037	0,510109138
NVDA	0,052988	1,582306	0,358269	0,035613564
META	0,012482	1,071735	0,244537	0,774745418
TSLA	0,060448	2,504168	0,395078	0,244351172

ORCL	0,015612	1,14999	0,345282	0,525494196
CRM	-0,00027	1,232879	0,369778	0,154984419
ADBE	-0,00508	1,314097	0,45963	0,019636551
CSCO	-0,00137	0,837772	0,38941	0,699147365
SAP	0,002158	1,04263	0,426994	0,563108682
INTC	-0,00853	1,012754	0,188952	0,117152892
IBM	0,002562	0,752398	0,293283	0,365981301

Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

Os valores de R^2 crescem para grande parte dos ativos, indicando que o CAPM passou a explicar melhor os retornos, em razão da maior correlação entre empresas de tecnologia e o mercado em um ambiente mais volátil e integrado. Em AAPL, MSFT, ADBE e SAP, o modelo demonstra aderência pontual, com R^2 próximos ou superiores a 0,45.

Em síntese, o período pós-pandemia revela maior sincronização das ações de tecnologia com o mercado. Apesar de a maioria dos alfas seguir não significativa, NVDA e ADBE exibem retornos anormais estatisticamente significativos, evidenciando desempenho superior em um setor favorecido pela digitalização acelerada após 2020.

4.4 Avaliação da relação entre risco sistemático e retorno nos dois períodos, verificando eventuais mudanças na sensibilidade ao mercado

A comparação entre os períodos pré e pós-pandemia mostra mudanças importantes na sensibilidade das empresas de tecnologia ao risco de mercado. Entre 2015 e 2019, os betas eram positivos e moderados, indicando comportamento pró-cíclico, com maior volatilidade apenas em casos como NVDA e AMZN. Nesse período, o risco sistemático influenciava os retornos sem provocar grandes distorções.

Após 2020, os betas aumentam de forma significativa para várias empresas, como TSLA e NVDA, evidenciando maior exposição ao risco de mercado em um ambiente mais volátil e integrado aos movimentos macroeconômicos. Esse aumento reflete transformações associadas à digitalização acelerada, mudanças no perfil dos investidores e maior especulação.

Os R^2 mais elevados no pós-pandemia reforçam esse novo cenário, indicando que os retornos passaram a ser explicados em maior medida pelos movimentos do mercado. Assim, a pandemia intensificou a sensibilidade das empresas de tecnologia ao risco sistemático e ampliou a importância do beta como determinante dos retornos a partir de 2020.

4.5 Comparação do desempenho preditivo do CAPM pré e pós pandemia

A comparação do desempenho preditivo do CAPM entre os períodos pré e pós-pandemia permite avaliar como o modelo reagiu às mudanças estruturais no mercado financeiro. No período pré-pandemia (2015–2019), os valores de R^2 revelam que o CAPM explicava de forma moderada a variação dos retornos, refletindo um ambiente de menor volatilidade e maior estabilidade econômica. Já no período pós-pandemia (2020–2025), observa-se um aumento do poder explicativo em diversos ativos, indicando que o retorno das empresas passou a ser mais influenciado pelo risco sistemático. Esse comportamento sugere que, após 2020, o CAPM se tornou mais eficiente em capturar as oscilações do mercado, possivelmente devido à integração crescente entre o setor tecnológico e os movimentos macroeconômicos que dominaram o período pós-crise sanitária.

4.6 Análise do evento pandemia: alterou o prêmio de risco de mercado?

A análise do prêmio de risco de mercado evidencia que a pandemia gerou mudanças significativas na percepção de risco por parte dos investidores. O período pós-pandemia foi marcado por alta volatilidade, rupturas na cadeia global de suprimentos, política monetária agressiva e forte oscilação nos fluxos de capital. Esse conjunto de fatores aumentou a aversão ao risco e levou os investidores a exigir retornos mais elevados para compensar a incerteza adicional. No setor de tecnologia, isso se refletiu em betas mais altos para várias empresas e em maior dependência das empresas às condições de mercado. Assim, a pandemia não só modificou o nível de risco sistemático, como também elevou o prêmio de risco requerido, alterando a estrutura de precificação dos ativos no período pós-2020.

4.7 Comparação gráfica do Alpha e do Beta da Carteira nos períodos pré e pós Covid-19

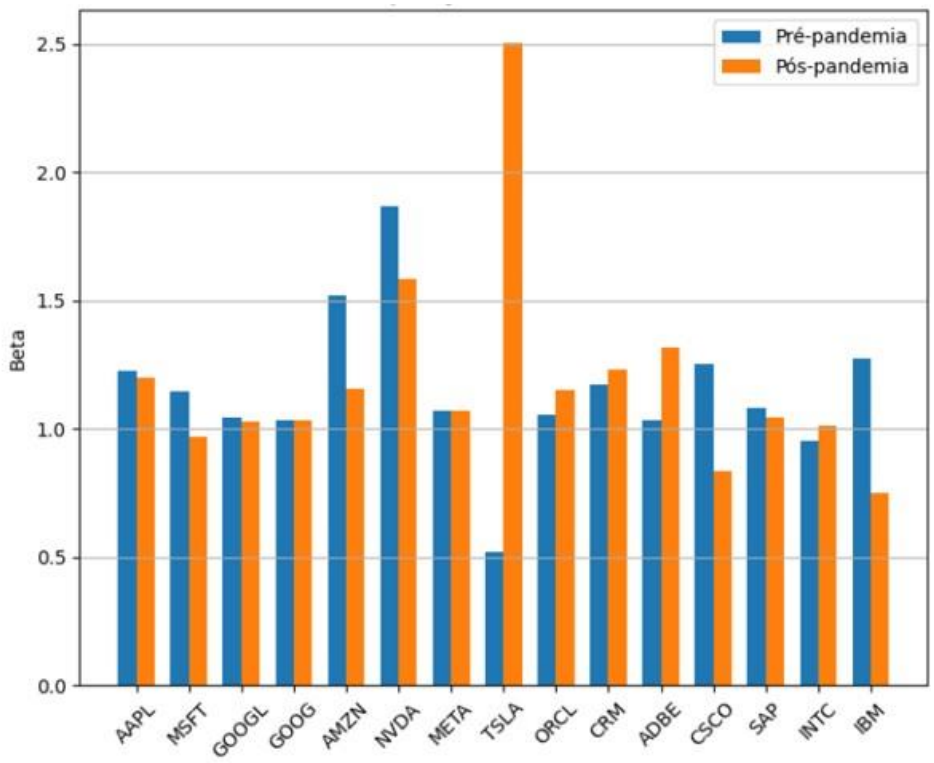
A análise gráfica mostra que os coeficientes beta aumentaram para a maior parte das empresas de tecnologia no pós-pandemia, indicando maior sensibilidade ao mercado e elevação do risco sistemático. Esse movimento sugere que, após 2020, o setor tornou-se mais exposto à volatilidade e aos fatores macroeconômicos globais, alinhado à literatura que aponta maior correlação entre ativos em períodos de crise.

A Tesla (TSLA) apresenta o caso mais extremo, com beta passando de 0,52 para 2,50, revelando forte ampliação de sua sensibilidade ao mercado. NVIDIA (NVDA) e Adobe (ADBE) também mantêm betas elevados, reforçando seu perfil de maior volatilidade. Em contraste, empresas mais maduras, como IBM e Cisco (CSCO), exibem betas menores, indicando comportamento mais defensivo.

Já os *Alphas* permaneceram próximos de zero nos dois períodos, mostrando ausência de retornos anormais consistentes. As exceções foram NVDA e ADBE, que apresentaram *Alphas* significativos no pós-pandemia, sugerindo desempenho superior favorecido pelo crescimento em áreas como semicondutores, inteligência artificial e digitalização acelerada após 2020.

Esse movimento sugere que, a partir de 2020, o setor passou a responder de forma mais intensa aos choques sistêmicos, refletindo o aumento da volatilidade geral e o fortalecimento da correlação entre empresas tecnológicas e o índice de mercado. Destacam-se especialmente TSLA e NVDA, cujos betas pós-pandemia ultrapassam níveis considerados elevados, sinalizando que seus retornos se tornaram altamente dependentes das oscilações macroeconômicas e das expectativas generalizadas dos investidores. Por outro lado, empresas mais maduras, como IBM e CSCO, apresentam betas menores, reforçando seu comportamento historicamente mais estável.

Gráfico 2 – Comparação do Beta dos períodos pré e pós pandemia de Covid-19



Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

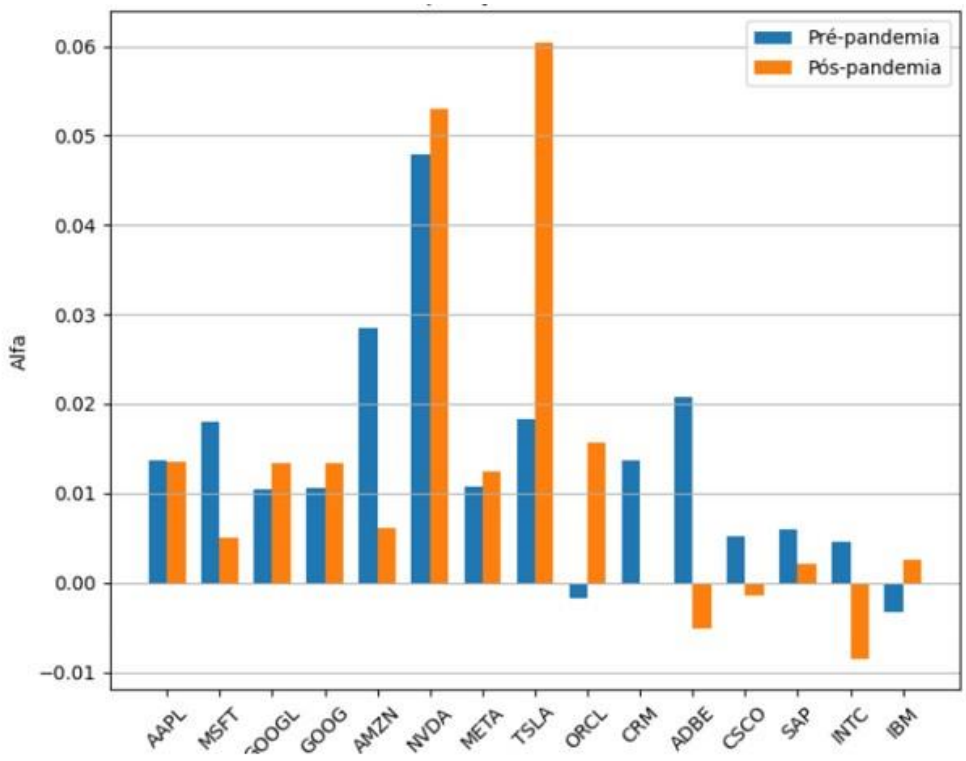
O Gráfico 3, referente à comparação dos *Alphas* entre os dois períodos, revela um cenário distinto. Enquanto os betas sofreram alterações expressivas, os *Alphas* permaneceram, em sua maioria, próximos de zero nos dois recortes temporais, indicando ausência consistente de retornos anormais tanto antes quanto depois da pandemia.

A visualização confirma que, embora alguns ativos apresentem pequenas variações positivas ou negativas, essas diferenças não são estatisticamente significativas para a maior parte das empresas analisadas.

A exceção fica por conta de NVDA e ADBE, que no período pós-pandemia exibem *Alphas* ligeiramente superiores, refletindo o desempenho excepcional das empresas em segmentos fortemente impulsionados pelo aumento da demanda por semicondutores e serviços digitais após 2020. Ainda assim, a análise gráfica reforça que o CAPM não identifica retornos sistematicamente acima do esperado para a carteira como um todo, corroborando o entendimento teórico de que retornos excedentes persistentes são raros em mercados eficientes.

De forma geral, os Gráficos 2 e 3, demonstram que a pandemia não apenas intensificou a sensibilidade das empresas de tecnologia ao risco sistemático, elevando seus betas, como também aumentou a aderência dos retornos ao comportamento do mercado, o que pode ser observado nos valores mais altos de R^2 no período pós-pandemia.

Gráfico 3 – Comparação do Alpha dos períodos pré e pós pandemia de Covid-19



Fonte: elaborado pelos autores, (2025).

Ao mesmo tempo, o comportamento dos *Alphas* indica que o CAPM continua explicando de forma consistente a ausência de retornos anormais significativos, reforçando sua validade parcial no contexto analisado. Por fim, a análise da distribuição simulada de retornos evidencia que, mesmo em um ambiente de maior integração e volatilidade, existem oportunidades de ganhos expressivos, mas sempre acompanhadas de riscos consideráveis, característica que confirma a complexidade e a natureza dinâmica do setor tecnológico.

4.8 Teste F de Estabilidade Paramétrica

Aplicou-se o teste F de estabilidade paramétrica de Chow (1960), aplicado a cada ativo da amostra com ponto de quebra em janeiro de 2020, revelou que 6 dos 15 ativos analisados apresentaram quebra estrutural estatisticamente significativa ao nível de 5%, confirmando que a pandemia de Covid-19 alterou formalmente a relação entre risco sistemático e retorno em grande parte das empresas do setor tecnológico.

Os ativos com quebra estrutural confirmada foram MSFT (F=10,23; p<0,001), AMZN (F=6,36; p=0,002), TSLA (F=6,41; p=0,002), ADBE (F=4,65; p=0,010), CSCO (F=22,83; p<0,001) e IBM (F=9,41; p<0,001). Entre esses, TSLA destacou-se pelo maior aumento do beta (+32,32%), enquanto CSCO apresentou a maior redução (-24,44%) e o maior valor de F, indicando a quebra mais pronunciada da amostra.

Os demais ativos, embora tenham apresentado variações nos coeficientes entre os períodos, não exibiram evidências estatísticas de ruptura estrutural, sugerindo maior estabilidade paramétrica do CAPM nesses casos.

Tabela 5 - Teste F de estabilidade paramétrica

Ativo	Beta Pre	Beta Pos	Variacão Beta pct	Alpha Pre	Alpha Pos	F-stat Chow	p-valor	Quebra Estrutural

AAPL	1,2399	1,193	-3,78	0,000491	0,000437	0,5151	0,59749	NAO
MSFT	1,3181	1,1417	-13,38	0,000649	0,000313	10,2307	0,000037	**SIM**
GOOGL	1,1851	1,1243	-5,13	0,000397	0,000614	0,8266	0,437657	NAO
GOOG	1,1939	1,1182	-6,34	0,000404	0,000616	1,228	0,293027	NAO
AMZN	1,3203	1,121	-15,1	0,001088	0,000226	6,3605	0,001754	**SIM**
NVDA	1,6847	1,7834	5,86	0,00147	0,001884	0,7638	0,465992	NAO
META	1,1866	1,3257	11,72	0,000475	0,000415	1,8557	0,156541	NAO
TSLA	1,2702	1,6807	32,32	0,000408	0,001801	6,406	0,001676	**SIM**
ORCL	1,0202	1,0193	-0,09	-0,00011	0,000644	0,7162	0,488711	NAO
CRM	1,3274	1,1908	-10,29	0,000448	-0,000145	2,6786	0,068841	NAO
ADBE	1,332	1,209	-9,23	0,000835	-0,00043	4,6464	0,009672	**SIM**
CSCO	1,1875	0,8973	-24,44	0,000189	0,00004	22,8258	0	**SIM**
SAP	0,9648	0,9547	-1,05	0,000297	0,000077	0,123	0,884276	NAO
INTC	1,2394	1,308	5,53	0,000155	-0,000472	0,7165	0,488542	NAO
IBM	0,9741	0,7799	-19,94	-0,000301	0,000428	9,4108	0,000085	**SIM**

Elaborado pelos autores, (2026).

Dos 15 ativos analisados, 6 apresentaram quebra estrutural estatisticamente significativa ($p < 0,05$) nos parâmetros do CAPM, e 9 não apresentaram. Em outras palavras, o teste rejeitou a hipótese de estabilidade dos parâmetros entre o período pré e o pós-pandemia em 40% da amostra. Esse resultado converge com a literatura que questiona a estabilidade dos modelos de precificação em períodos de crise. O'Donnell et al. (2024) mostram mudanças marcantes na significância dos fatores de risco entre os períodos pré, durante e pós-Covid-19 em 30 portfólios industriais norte-americanos, e Horváth e Wang (2021) verificam que o desempenho dos modelos de Fama e French, avaliado pelo R^2, foi afetado de forma substancial pela pandemia. Esses estudos indicam que o choque não produziu efeitos uniformes, o que é coerente com o fato de a maioria dos ativos da amostra (9 de 15) não ter apresentado quebra.

A direção e a magnitude das mudanças variaram entre os ativos, o que concorda com Ramelli e Wagner (2020), que identificam reações heterogêneas dos preços das ações à Covid-19, associadas a características específicas das empresas. A Tesla (TSLA) foi o caso mais expressivo de aumento de risco sistemático, com elevação de 32,32% no beta. Esse resultado indica que a sensibilidade do ativo ao mercado cresceu de forma acentuada no pós-2020.

Em sentido oposto, a Cisco (CSCO) apresentou a maior evidência estatística de quebra, com redução de 24,44% no beta ($F = 22,83$). Uma explicação plausível é a maior previsibilidade da receita da empresa com a migração para software e serviços de assinatura em nuvem. A IBM (-19,94%) também reduziu o beta, o que reforça o perfil defensivo de uma empresa que já vinha se reposicionando em serviços corporativos e computação híbrida antes da pandemia. Microsoft (MSFT) e Amazon (AMZN) igualmente reduziram o beta, resultado que pode parecer contraintuitivo, mas é compatível com a digitalização acelerada, que tornou suas receitas mais estáveis e diversificadas e reduziu a dependência dos ciclos de mercado. Essa leitura é consistente com Hossain et al. (2023), que constatam que o setor de tecnologia foi beneficiado pela maior dependência sistêmica de seus serviços durante a pandemia, com redução do risco de colapso de preços em relação a outros setores. Como esse estudo trata de risco de colapso, e não de beta, a convergência deve ser entendida como indicativa, e não como confirmação direta.

Embora o beta tenha diminuído (-9,23%), o alfa pós-pandemia foi negativo, o que sugere que a empresa perdeu capacidade de gerar retornos acima do esperado pelo modelo após 2020.

Isso mostra que menor risco sistemático não implica melhor desempenho ajustado ao risco, e que os interceptos devem ser analisados em conjunto com os betas.

4.9 Limites do R^2 e validade do CAPM

Um R^2 elevado indica que o fator de mercado acompanha parte importante das oscilações dos retornos, mas não basta para validar o CAPM como modelo de retornos esperados. A avaliação deve considerar também os interceptos (alfas), os erros de precificação e a estabilidade entre períodos e subamostras. Os testes de Fama e French oferecem um exemplo dessa distinção. Fama e French (2004) concluem que o desempenho empírico do CAPM é pobre, pois a relação entre beta e retorno médio é mais fraca do que a prevista pelo modelo. Fama e French (2017) mostram, em testes internacionais, que o modelo de cinco fatores melhora a explicação dos retornos em relação a modelos mais simples, mas ainda é submetido a testes formais de erros de precificação. Neste estudo, a quebra estrutural em 6 dos 15 ativos e o alfa negativo da ADBE indicam que a estabilidade dos parâmetros não pode ser presumida, o que limita a generalização dos resultados e sugere que pesquisas futuras incorporem modelos multifatoriais e amostras mais amplas.

5 CONCLUSÃO

Este estudo teve como objetivo verificar se a pandemia de Covid-19 alterou a relação entre risco e retorno de empresas de tecnologia norte-americanas, medida pelos coeficientes alfa e beta do CAPM, entre 2015 e 2025. Os resultados indicam que sim, mas de forma desigual entre os ativos. Dos 15 ativos analisados, 6 apresentaram quebra estrutural estatisticamente significativa nos parâmetros do modelo, o que corresponde a cerca de 40% da amostra, enquanto os outros 9 mantiveram parâmetros estáveis entre os períodos.

Quanto ao risco sistemático, os betas mudaram de forma relevante em parte dos ativos, e a direção da mudança variou: TSLA registrou aumento expressivo de sensibilidade ao mercado, enquanto CSCO, IBM, MSFT e AMZN apresentaram redução. Em relação ao retorno anormal, a maioria dos ativos não apresentou alfas estatisticamente significativos em nenhum dos períodos, o que é compatível com preços alinhados ao risco, como previsto pelo CAPM. As exceções pós-pandemia ([NVDA e ADBE]) indicam que alguns ativos obtiveram retornos distintos dos previstos pelo modelo. Esses resultados mostram que o impacto da pandemia sobre o setor não foi uniforme e que a estabilidade dos parâmetros do CAPM não pode ser presumida em períodos de crise.

Do ponto de vista prático, os resultados sugerem que investidores e gestores devem reavaliar periodicamente as estimativas de beta e de custo de capital de empresas de tecnologia, em vez de assumir parâmetros constantes. Do ponto de vista acadêmico, o estudo contribui com evidências para o debate sobre a estabilidade do CAPM em períodos de choque, usando testes formais de quebra estrutural.

O estudo apresenta limitações. A amostra é restrita a 15 ativos do setor de tecnologia norte-americano, o que limita a generalização dos resultados. O CAPM considera apenas o fator de mercado, e a ausência de alfas significativos não implica que o modelo capture todas as dimensões de risco. Além disso, a quebra estrutural indica mudança nos parâmetros, mas não identifica sua causa, de modo que as explicações apresentadas permanecem como interpretações. Pesquisas futuras podem incorporar modelos multifatoriais, como o de cinco fatores de Fama e French, ampliar a amostra para outros setores e mercados, e analisar separadamente os períodos pré, durante e pós-pandemia.

REFERÊNCIAS

Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., & Zhang, X. (2006). The cross-section of volatility and expected returns. *The Journal of Finance, 61*(1), 259–299. https://doi.org/10.1111/j.15406261.2006.00836.x

Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., & Zhang, X. (2009). High idiosyncratic volatility and low returns: International and further U.S. evidence. *Journal of Financial Economics*, 91(1), 1–23. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.02.00

Antunes, A. M. S. (2000). Política de inovação tecnológica e de propriedade intelectual nos Estados Unidos da América (Texto para Discussão nº 94). UNICAMP, Instituto de Economia.

Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., Kost, K., Sammon, M., & Viratyosin, T. (2020). The unprecedented stock market reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies, 10*(4), 742-758. https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008

Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). Investments. McGraw-Hill.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31(3), 307–327.

Brooks, C. (2019). Introductory econometrics for finance. Cambridge University Press.

Bruni, A. L., & Famá, R. (1998). Mercados eficientes, CAPM e anomalias: Uma análise das ações negociadas na BOVESPA (1988–1996). In Anais do III SemeAd – Seminários em Administração (FEA/USP).

Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1998). The econometrics of financial markets. Macroeconomic Dynamics, 2(4), 559–562.

Campbell, J. Y., Lettau, M., Malkiel, B. G., & Xu, Y. (2002). Have individual stocks become more volatile? An empirical exploration of idiosyncratic risk. *The Journal of Finance*, *56*(1), 1–43. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00318

Creswell, J. W. (2014). Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (4th ed.). Sage.

Chow, G. C. (1960). Tests of equality between sets of coefficients in two linear regressions. *Econometrica*, 28(3), 591–605.

Damodaran, A. (2012). Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset (3rd ed.). Wiley.

DeBondt, W. F. M., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? The Journal of Finance, 40(3), 793–805.

Do Nascimento, J. R. (2026). Código em Python para estimação do CAPM em empresas de tecnologia dos EUA antes e depois da Covid-19 (2015–2025) (Version 1.0). Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.23783151

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica, 50(4), 987–1007.

Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance, 47*(2), 427–465. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x

Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics, 33*(1), 3–56. https://doi.org/10.1016/0304-405X(93)90023-5

Fama, E. F., & French, K. R. (2004). The capital asset pricing model: Theory and evidence. Journal of Economic Perspectives, 18(3), 25–46. https://doi.org/10.1257/0895330042162430

Fama, E. F., & French, K. R. (2017). International tests of a five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, *123*(3), 441–463. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.11.004

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2011). Econometria básica (5ª ed.). AMGH.

Henry-Nickie, M., Frimpong, K., & Sun, H. (2019). Trends in the information technology sector. Brookings Institution.

Horváth, D., & Wang, Y.-L. (2021). The examination of Fama-French model during the Covid-19. *Finance Research Letters*, *41*, Article 101848. https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101848

Hossain, A. T., Masum, A.-A., & Xu, J. (2023). COVID-19, a blessing in disguise for the Tech sector: Evidence from stock price crash risk. *Research in International Business and Finance*, *65*, Article 101938. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101938

Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2015). Digesting anomalies: An investment approach. *Review of Financial Studies, 28*(3), 650–705. https://doi.org/10.1093/rfs/hhu068

Jensen, M. C. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945–1964. Journal of Finance, 23(2), 389–416.

Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. Review of Economics and Statistics, 47(1), 13–37.

Lloret, J., Canovas, A., Tomas, J., & Parra, . (2016). *An integrated IoT architecture for smart metering*. IEEE Communications Magazine, 54**(**12), 50–57. https://doi.org/10.1109/MCOM.2016.1600647CM

Mazur, M., Dang, M., & Vega, M. (2021). COVID-19 and the March 2020 stock market crash: Evidence from S&P1500. *Finance Research Letters, 38*, Article 101690. https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101690

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. The Journal of Finance, 7(1), 77–91.

Mendonça, F. P., Klotzle, M. C., Pinto, A. C. F., & Montezano, R. M. S. (2012). A relação entre risco idiossincrático e retorno no mercado acionário brasileiro. *Revista Contabilidade & Finanças, 23*(60), 246–257. https://doi.org/10.1590/S1519-70772012000300009

Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. Econometrica, 34(4), 768–783.

NASDAQ. (2023). NASDAQ-100 Index methodology. NASDAQ OMX Group.

O'Donnell, N., Shannon, D., Sheehan, B., & Ashraf, B. N. (2024). The impact of COVID-19 on the Fama-French five-factor model: Unmasking industry dynamics. *International Journal of Financial Studies*, *12*(4), Article 98. https://doi.org/10.3390/ijfs12040098

Ramelli, S., & Wagner, A. F. (2020). Feverish stock price reactions to COVID-19. *The Review of Corporate Finance Studies*, *9*(3), 622–655. https://doi.org/10.1093/rcfs/cfaa012

Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. F. (2002). Administração financeira (A. Z. Sanvicente, Trad.; 2ª ed.). Atlas. (Trabalho original publicado como Corporate Finance).

Sadorsky, P. (2003). The macroeconomic determinants of technology stock price volatility. Review of Financial Economics, 12(2), 191–205.

Sharif, A., Aloui, C., & Yarovaya, L. (2020). COVID-19 pandemic, oil prices, stock market, geopolitical risk and policy uncertainty nexus in the U.S. economy: Fresh evidence from the wavelet-based approach. *International Review of Financial Analysis, 70*, 101496. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101496

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. Journal of Finance, 19(3), 425–442.

Soete, L. (2005). Inovação, tecnologia e produtividade: Por que se atrasou a Europa? In A sociedade em rede (p. 115).

S&P Dow Jones Indices. (n.d.). S&P 500 Information Technology Index.

S&P Global. (2023). S&P 500 Information Technology Sector fact sheet. S&P Dow Jones Indices.

Tobin, J. (1958). Liquidity preference as behavior toward risk. The Review of Economic Studies, 25(2), 65–86.

Wooldridge, J. M. (2016). Introductory econometrics: A modern approach. Cengage Learning.

Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2020). Replicating anomalies. *The Review of Financial Studies*, *33*(5), 2019–2133. https://doi.org/10.1093/rfs/hhy131

Zaremba, A., Kizys, R., Aharon, D. Y., & Demir, E. (2020). COVID-19, government policy responses, and stock market liquidity around the world. *Research in International Business and Finance, 56*, 101359. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101359

Zhang, L. (2017). The investment CAPM. European Financial Management, 23(4), 545–603

©UNIS-MG. All rights reserved.