
RELAÇÃO ENTRE RETORNO, ÍNDICES CONTÁBEIS E INDICADORES DE CENÁRIO ECONÔMICO UTILIZANDO A METODOLOGIA DE PAINEL DE DADOS DE EMPRESAS DO SETOR DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

RELATIONSHIP BETWEEN RETURN, ACCOUNTING RATIOS, AND ECONOMIC SCENARIO INDICATORS USING THE PANEL DATA METHODOLOGY OF COMPANIES IN THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE SECTOR

José Odílio dos Santos

Prof. Livre Docente em Administração (Finanças)
pela FEA USP;
Professor Titular da Pontifícia Universidade
Católica de São Paulo (PUC-SP)
Endereço: Rua Monte Alegre, 984, Perdizes, SP, Cep
05014-901
Telefone: (11) 3670-8204
E-mail: j.odalio@pucsp.br

Sérgio de Iudícibus

Prof. Livre Docente em Contabilidade pela FEA
USP;
Professor Titular da Pontifícia Universidade
Católica de São Paulo (PUC-SP)
Endereço: Rua Monte Alegre, 984, Perdizes, SP, Cep
05014-901
Telefone: (11) 3670-8204
E-mail: siudicibus@pucsp.br

Recebido: 04/07/2024 Aprovado: 01/10/2024
Publicado: 13/10/2024

José Carlos Marion

Prof. Livre Docente em Contabilidade pela FEA USP;
Professor Titular da Pontifícia Universidade Católica de
São Paulo (PUC-SP)
Endereço: Rua Monte Alegre, 984, Perdizes, SP, Cep
05014-901
Telefone: (11) 3670-8204
E-mail: jcmarion@pucsp.br

RESUMO

Este estudo analisou se existe relação estatisticamente significativa entre a variabilidade do ROE (Return on Equity), ROIC (Return on Operational Invested Capital) e RCS (Return on Common Stock), tanto com a variabilidade de variáveis preditoras representadas por índices contábeis, como com a variabilidade de importantes indicadores de fundamentos de mercado da economia dos Estados Unidos. Dentre as justificativas para a escolha do tema, destaca-se o crescimento histórico relevante do preço e retorno das ações ordinárias da predominância das empresas de referência (Big Techs) listadas no setor de inteligência artificial na NASDAQ, no período analisado de 2014 a 2023. Para dar sustentação a pesquisa, a fundamentação teórica abordou itens diretamente relacionados, como a inteligência artificial, mercado eficiente e sua reação com a divulgação de informações sobre os avanços da inteligência artificial e a relação entre a inteligência artificial, desempenho contábil e valor do capital patrimonial. Utilizou-se a metodologia

de dados em painel para estimar as regressões múltiplas, validadas pelo p-value, Adjusted R², coerência dos sinais dos coeficientes preditores com as variáveis dependentes e Hausman Test para a seleção do modelo. Dentre as variáveis independentes selecionadas, a Margem de Lucro Líquido, o índice Preço/Lucro e a relação Pesquisa e Desenvolvimento sobre o Ativo Total foram estatisticamente significativas para explicar a variabilidade do ROE e do ROIC. Surpreendentemente, nenhuma das variáveis independentes foi considerada estatisticamente significativa para explicar o retorno das ações ordinárias selecionadas. Os achados contribuem para a realização de novas pesquisas sobre esse setor tão promissor para as transações de investimento e financiamento, considerando a inclusão de novas variáveis independentes (qualitativas e quantitativas), períodos distintos de observação e alteração da amostra.

Palavras-chave: Inteligência artificial. EBITDA. Retorno sobre o capital operacional investido.

ABSTRACT

This study analyzed whether there is a statistically significant relationship between the variability of ROE (Return on Equity), ROIC (Return on Operational Invested Capital), and RCS (Return on Common Stock) with both the variability of predictor variables represented by accounting indices and the variability of important fundamental market indicators of the United States economy. Among the justifications for the choice of the topic is the significant historical growth in the price and return of common stocks of leading companies (Big Techs) listed in the artificial intelligence sector on the NASDAQ during the analyzed period from 2014 to 2023. To support the research, the theoretical framework addressed items directly related to artificial intelligence, efficient markets and their reaction to the disclosure of information on advances in artificial intelligence, and the relationship between artificial intelligence, accounting performance, and equity value. The panel data methodology was used to estimate multiple regressions, validated by p-value, Adjusted R², consistency of the signs of the predictor coefficients with the dependent variables, and the Hausman Test for model selection. Among the selected independent variables, the Net Profit Margin, the Price/Earnings ratio, and the Research and Development to Total Assets ratio were statistically significant in explaining the variability of ROE and ROIC. Surprisingly, none of the independent variables were found to be statistically significant in explaining the return of the selected common stocks. The findings contribute to the development of new research in this promising sector for investment and financing transactions, considering the inclusion of new independent variables (qualitative and quantitative), different observation periods, and changes in the sample.

Keywords: Artificial Intelligence. EBITDA. Return on Operational Invested Capital..

1 INTRODUÇÃO

A inteligência artificial (IA) se tornou um elemento transformador no panorama empresarial, impulsionando significativamente a lucratividade e o retorno das ações ordinárias de empresas líderes do setor. Gigantes como Amazon, Google, Meta, Microsoft e Nvidia estão na vanguarda dessa revolução, utilizando a IA para otimizar operações, aprimorar produtos e serviços e criar novas oportunidades de crescimento.

As ações implementadas por essas empresas para manterem-se financeiramente atrativas e na vanguarda da inovação, em parte, baseiam-se na destinação contínua de recursos para investimentos em pesquisa e desenvolvimento focados na integração e contribuição da IA para reduzir custos e aumentar as receitas, principalmente de clientes empresariais.

Dentre os fatores determinantes do interesse para desenvolver essa pesquisa, destacaram-se a relevância do tema e o potencial prospectivo do setor de inteligência artificial, sustentados nos seguintes value drivers:

- A inteligência artificial (IA), especialmente a visão computacional e o aprendizado de máquina (ML), está transformando o cenário das indústrias. O mercado de inteligência artificial está a expandir-se globalmente devido aos avanços na aprendizagem profunda e na IA orientada por dados, e prevê-se que a necessidade de adquirir autonomia robótica para competir num mercado global promova a adoção de produtos e serviços de IA;
- Nos últimos anos, o uso crescente de tecnologias digitais e da Internet ajudou consideravelmente a expansão da indústria mundial de IA. Os avanços tecnológicos em vários setores são constantemente alimentados pelos extensos investimentos em pesquisa e desenvolvimento feitos pelos gigantes da tecnologia;
- A expansão das soluções de análise preditiva baseadas na tecnologia de Machine Learning (ML) baseada em IA impulsionará o mercado de inteligência artificial para planejamento estratégico, que considera a redução de custos e crescimento das receitas operacionais em todos os setores da atividade empresarial;
- O Mercado de Inteligência Artificial deverá registrar um CAGR de 31,22% durante o período de 2023 a 2029, seguindo pesquisadores do site de estudos setoriais MordorIntelligence (<https://www.mordorintelligence.com/pt/industry-reports/global-artificial-intelligence-market>). CAGR é a sigla do termo Compound Annual Growth Rate, que em português é traduzida para Taxa de Crescimento Anual Composta. Ela é usada para medir a taxa de crescimento anual de um investimento, mercado ou qualquer outra variável ao longo de um período de tempo, levando em consideração o efeito dos juros compostos. Então, um CAGR de 31,22% significa que, em média, o mercado de IA deverá crescer 31,22% ao ano;
- Especialistas afirmam que o potencial transformador da IA é similar à adoção da internet ou a criação de smartphones, com potencial de gerar oportunidades de ganhos expressivos para as empresas e pessoas físicas nos próximos anos;

Seguem exemplos parciais de como essas empresas de tecnologia estão usando a IA para transformar seus negócios e, conseqüentemente, melhorar seus indicadores de desempenho contábil-financeiro:

- Amazon: Assistentes virtuais: Alexa e Echo utilizam IA para reconhecimento de voz, tradução e interação natural com usuários; Recomendações de produtos: Algoritmos de IA personalizam sugestões de produtos com base no histórico de compras e navegação do cliente; Logística e armazenamento: IA otimiza rotas de entrega, gerencia inventário e prevê demandas, tornando as operações mais eficientes;
- Google: Motor de busca: Algoritmos de IA ranqueiam resultados de pesquisa com base em relevância, contexto e intenção do usuário; Publicidade: IA segmenta anúncios com base em dados demográficos, interesses e comportamentos online, aumentando a efetividade das campanhas; Carros autônomos: A Waymo, subsidiária do Google, utiliza IA para desenvolver veículos autônomos que navegam em ruas e rodovias com segurança.
- Meta (Facebook): Feed de notícias: Algoritmos de IA personalizam o conteúdo exibido para cada usuário, com base em suas interações e interesses; Reconhecimento facial: A tecnologia de IA é usada para identificar pessoas em fotos e vídeos, aprimorando a experiência do usuário e a segurança da plataforma; Realidade aumentada e virtual: A Meta investe em pesquisa e desenvolvimento de IA para criar experiências imersivas e inovadoras em realidade aumentada e virtual.
- Microsoft: Microsoft Office 365: IA auxilia na tradução de idiomas, escrita inteligente e análise de dados, tornando o pacote de produtividade mais eficiente; Azure: A plataforma de

computação em nuvem da Microsoft utiliza IA para otimizar recursos, provisionar infraestrutura e proteger dados; Assistente virtual Cortana: A Cortana utiliza IA para reconhecimento de voz, tradução e interação natural com usuários, similar à Alexa da Amazon.

- Nvidia: Processadores gráficos (GPUs): GPUs com tecnologia de IA aceleram tarefas complexas como processamento de imagens, edição de vídeo e inteligência artificial; Carros autônomos: A Nvidia fornece plataformas de IA para empresas que desenvolvem carros autônomos, como Tesla e DriveWorks; Internet das Coisas (IoT): A Nvidia Edge AI oferece soluções de IA para dispositivos IoT, permitindo análise de dados em tempo real e tomada de decisões autônoma.

Dada a relevância e benefícios da aplicabilidade da IA na atividade operacional das empresas selecionadas, considerou-se oportuna a ocasião para o desenvolvimento desse artigo, que tem como objetivo analisar a existência de relação estatisticamente significativa da variabilidade do ROE (*Return on Equity* – Retorno sobre o Patrimônio Líquido), ROIC (*Return on Operational Invested Capital* – Retorno sobre o Capital Operacional Investido) e RCS (*Return on Common Stock* – Retorno sobre as Ações Ordinárias), tanto com a variabilidade de índices contábeis das empresas da amostra, como com a variabilidade de indicadores da atividade econômica dos Estados Unidos, utilizando a metodologia de painel de dados. A amostra é composta por cinco empresas americanas de referência (*Big Techs*) do setor de IA (Amazon, Google, Meta, Microsoft e Nvidia), listadas na NASDAQ e analisadas no período de 2014 a 2023.

Os dados preditivos, ou variáveis independentes selecionadas, representam indicadores de representativos de políticas estratégicas das empresas direcionadas para investimento (Pesquisa e Desenvolvimento), financiamento (Alavancagem Financeira), lucratividade (Margem Líquida) e relações com os investidores (Preço/Lucro).

A inclusão de variáveis representativas de fatores macroeconômicos (Taxa básica de juros e Produto Interno Bruto dos Estados Unidos), em parte, foi influenciado pelas pesquisas de Castagna e Matolcsy (1978), Birz e Lott (2011) e Xing e Yan (2019), que abordam o impacto de notícias macroeconômicas e a divulgação de indicadores contábeis sobre variáveis representativas de risco e retorno. Dentre as variáveis representativas de fundamentos da economia influenciadas pela adoção da IA, Dirican (2015), aborda a taxa de desemprego, paridade do poder de compra, PIB e a inflação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Inteligência artificial (IA)

Turing (1950) popularizou a ideia de que computadores poderiam um dia pensar de forma semelhante aos humanos, sendo um dos propagadores do termo Inteligência Artificial.

A IA é um ramo da ciência da computação dedicado ao desenvolvimento de agentes inteligentes, ou seja, sistemas que podem raciocinar, aprender e agir de forma autônoma. Essa área busca imitar as capacidades cognitivas humanas em máquinas, permitindo que elas realizem tarefas complexas com alta eficiência e precisão (VON KROGH, 2018).

Os avanços acelerados nas tecnologias de IA possibilitaram às empresas a utilização de sistemas e algoritmos inteligentes para automatizar tarefas, extrair insights valiosos de grandes conjuntos de dados e ampliar as capacidades humanas. Essa integração estratégica da IA nas operações e estratégias das empresas está promovendo a otimização de processos, o aumento da produtividade e a conquista de uma vantagem competitiva crucial no mercado (CHANG, 2023; GUPTA, 2022).

Os progressos notáveis e as utilizações práticas da Inteligência Artificial começaram a se intensificar no século XXI, impulsionados pelo surgimento de sistemas de computação mais avançados e pela disponibilidade abundante de grandes volumes de dados (HAENLEIN; KAPLAN, 2019).

No campo das finanças corporativas, a IA está revolucionando a forma de avaliação de riscos em investimentos, melhorando consideravelmente a precisão, amplitude e eficiência do processo. Enquanto os métodos tradicionais muitas vezes dependem de dados limitados e julgamentos subjetivos, levando a avaliações incompletas ou enviesadas, os algoritmos de IA se destacam na análise de dados e no reconhecimento de padrões. Eles conseguem processar uma vasta quantidade de dados estruturados e não estruturados e identificar anomalias que poderiam escapar à detecção dos analistas humanos (VESNA, 2021).

Li, Li e Cheong. (2021) destacam que a adoção de IA pode aumentar a lucratividade ao reduzir custos, melhorar a eficiência operacional e permitir o desenvolvimento de novos produtos e serviços com margens mais altas. Além disso, a IA pode impulsionar o crescimento da receita ao expandir para novos mercados, atrair novos clientes e melhorar a satisfação do cliente. Além disso, a IA pode contribuir para o aumento do valor da empresa ao fortalecer as vantagens competitivas, melhorar as capacidades de inovação e estabelecer uma reputação como líder na indústria de fintech.

Chen, Wang e Jiang (2023) investigaram a relação entre a divulgação de inteligência artificial (IA), previsões de lucros por ação (EPS) e preços das ações de empresas de tecnologia da informação dos EUA. Os resultados demonstraram que as empresas que divulgam IAM tendem a ter previsões de EPS mais precisas e preços das ações mais altos.

2.2 Mercado eficiente

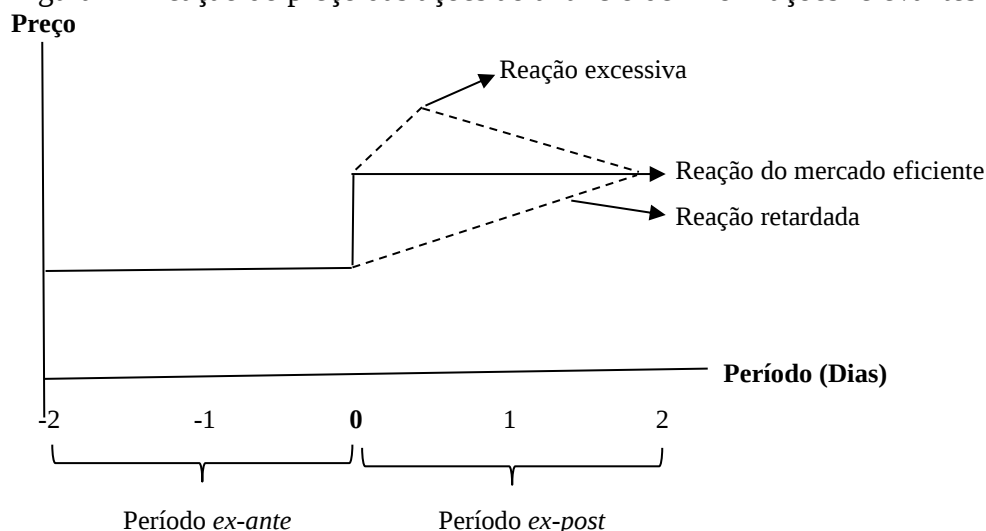
De acordo com a hipótese de eficiência de mercado, um mercado é eficiente se seus preços refletem completamente, tanto as informações relevantes disponíveis, como o anúncio de informações relevantes com conteúdo inesperado (FAMA, 1970; KUTTNER, 2001).

As informações relevantes divulgadas podem ser de natureza endógena, ou intrínseca a atividade operacional da empresa (ex. tecnologia, controle de qualidade, estratégia comercial, governança corporativa, desempenho contábil-financeiro etc.), e exógena, representando eventos sistêmicos que afetam o nível de atividade de todas as empresas no mercado (ex.: inflação, taxa de juros, câmbio, carga tributária, clima, saúde pública etc. (SANTOS, 2024).

Conforme afirmam Ding e Oin (2020), diversos fatores, incluindo os políticos, econômicos, sociais e aqueles intrínsecos ao mercado, afetam a variação dos preços dos ativos no mercado financeiro. Além disso, esses autores destacam que as flutuações nos preços dos ativos impactam diretamente os retornos dos investidores, os quais podem lucrar ao prever corretamente essas variações, apesar de ser uma tarefa extremamente complexa.

A Figura 1 mostra a diferença entre o mercado eficiente e o mercado ineficiente. Se o mercado for eficiente, o preço da ação será ajustado imediatamente ao anúncio da informação relevante – isto ocorrerá na data 0, que representa o momento exato da divulgação da informação. No mercado ineficiente a informação não é absorvida na data 0, ou seja, o preço da ação tende a atingir o novo nível de equilíbrio, nos próximos dias.

Figura 1 - Reação do preço das ações ao anúncio de informações relevantes novas



Fonte: Elaborado pelos autores adaptada de Ross, Westerfield e Jaffe (1995).

Fama (1970) destaca três tipos de formas de eficiência de mercado: fraca, semi-forte e forte. Quando os dados históricos de mercado e os preços anteriores são totalmente refletidos pelo preço das ações, mas não podem prever o preço futuro, trata-se da forma de eficiência fraca. Caso os preços das ações se ajustem às novas informações publicamente disponíveis de forma rápida e imparcial, sem a possibilidade de obtenção de retorno excedente, tem-se a forma de eficiência semi-forte. Na forma de eficiência forte, o pressuposto é que todas as informações, públicas e privadas, são refletidas no preço das ações. Essa forma de eficiência de mercado não é possível onde existem barreiras legais para que as informações privadas se tornem públicas.

Para Kim e Verrecchia (1991), é questionável a existência de mercado eficiente perfeito, tendo em vista que os investidores são diversamente informados e diferem na precisão de suas informações pessoais anteriores. Indo mais além, poder-se-ia destacar que nem todos os investidores têm acesso as mesmas informações, princípios éticos, formação etc. Por isso, nem sempre analisam essas informações da mesma forma.

Conforme Houlthousen e Verrecchia (1990), o preço da ação apresentará reação significativa somente quando a informação divulgada for considerada relevante - subentende-se representativa da capacidade de geração de fluxos de caixa futuros e do risco do investimento.

A divulgação de informações relevantes pode ter um impacto significativo no preço das ações das empresas, especialmente no setor de tecnologia, que se caracteriza por alta volatilidade e dinamismo. Nessa área, o setor de inteligência artificial (IA) tem experimentado um crescimento acelerado nos últimos anos, impulsionado por avanços tecnológicos, investimentos crescentes e adoção em diversos setores. Abaixo, listamos alguns exemplos de como tais divulgações impactaram, em parte, o preço da ação de empresas líderes do setor no período de 2020 a 2024:

- **IBM (IBM):** Em março de 2020, a IBM anunciou uma parceria com o MIT para criar um novo centro de pesquisa de IA focado no desenvolvimento de tecnologias de IA de próxima geração. Essa notícia destacou o compromisso da IBM com a inovação em IA e elevou o preço das ações em mais de 3% nos dias seguintes.
- **Google (GOOGL):** Em janeiro de 2021, o Google anunciou o desenvolvimento de seu modelo de linguagem de IA inovador, Meena, capaz de manter conversas com humanos de forma mais natural e envolvente. Essa notícia impulsionou o preço das ações do Google em mais de 5% nos dias seguintes.

- **Nvidia (NVDA):** Em abril de 2021, a Nvidia reportou fortes resultados trimestrais impulsionados pela crescente demanda por suas GPUs com tecnologia de IA, utilizadas em diversas aplicações, incluindo deep learning, visão computacional e processamento de linguagem natural. Essa notícia elevou o preço das ações da Nvidia em mais de 10% nos dias seguintes.
- **OpenAI:** Em fevereiro de 2022, a OpenAI, uma organização de pesquisa sem fins lucrativos, lançou seu modelo de linguagem GPT-3, que demonstrou capacidades notáveis na geração de texto com qualidade humana, tradução de idiomas e escrita de diferentes tipos de conteúdo criativo. Essa notícia elevou as ações de empresas de IA de capital aberto, como Nvidia e Microsoft, em 2-3% nas semanas seguintes.
- **Microsoft (MSFT):** Em março de 2022, a Microsoft adquiriu a Nuance Communications, fornecedora líder de soluções de reconhecimento de voz e processamento de linguagem natural (PLN), por US\$ 19,7 bilhões. Essa aquisição visava fortalecer as capacidades de IA da Microsoft em áreas como saúde e atendimento ao cliente, e impulsionou o preço das ações da empresa em mais de 4% nos dias seguintes.
- **Microsoft (MSFT):** Em julho de 2022, a Microsoft anunciou a implementação bem-sucedida de sua plataforma Azure AI em diversos setores, incluindo saúde, manufatura e varejo. Essa notícia demonstrou a viabilidade comercial das soluções de IA da Microsoft e elevou o preço das ações em mais de 4% nas semanas seguintes.
- **Amazon (AMZN):** Em maio de 2023, a Amazon anunciou uma colaboração com a Universidade da Califórnia, Berkeley, para estabelecer um novo instituto de pesquisa de IA focado no desenvolvimento de soluções de IA para desafios sociais e ambientais. Essa notícia demonstrou o compromisso da Amazon com o desenvolvimento responsável de IA e elevou o preço das ações em mais de 2% nas semanas seguintes.
- **Apple (AAPL):** O anúncio da plataforma *Apple Intelligence* e a integração da IA da OpenAI em produtos como o iPhone 15 Pro receberam uma reação positiva do mercado, com as ações da Apple (AAPL) subindo 7% e atingindo um recorde de fechamento em 10 de junho de 2024. Essa reação positiva foi vista como um passo significativo para os usuários que ficaram entusiasmados com a perspectiva de ter experiências mais inteligentes, rápidas e personalizadas em seus iPhones.

2.3 Inteligência artificial, desempenho contábil e valor de mercado

Intuitivamente, poder-se-ia admitir a existência de relação entre os avanços e utilização da IA com a melhora, tanto do desempenho contábil, como do valor de mercado de empresas líderes listadas no setor de inteligência artificial na NASDAQ, no período analisado de 2014 a 2023.

A Tabela 1 destaca o crescimento da Receita Líquida e do Lucro Operacional (EBITDA) dessas empresas entre os anos de 2014 e 2023, em parte, impulsionado pela integração da inteligência artificial na inovação de seus produtos e serviços comercializados. Todas as empresas selecionadas para a pesquisa apresentaram resultados favoráveis no período, com destaque maior para o crescimento expressivo da Receita Líquida e EBITDA da Amazon, Google, Meta e Nvidia.

Tabela 1 - Receita Líquida e Lucro Operacional (EBITDA) – Em US\$ Bilhões

Amazon	2014	2023	Var
Receita Líquida	88,7	513,7	479,14%
EBITDA	10,8	190,8	1.666,67%
Google	2014	2023	Var
Receita Líquida	74,9	304,6	306,68%
EBITDA	15,4	143,2	829,87%
Meta	2014	2023	Var
Receita Líquida	28,1	152,2	441,64%
EBITDA	5,2	62,2	1.096,15%
Microsoft	2014	2023	Var
Receita Líquida	86,9	203,6	134,29%
EBITDA	31,2	87,9	181,73%
Nvidia	2014	2023	Var
Receita Líquida	4,1	32,6	695,12%
EBITDA	0,7	10,2	1.357,14%

Fonte: Elaborada pelos autores com dados extraídos do site Morningstar (2024).

Em linha com o pressuposto intuitivo citado, constatou-se também o crescimento do valor de mercado das empresas da amostra entre nos períodos ex-ante e ex-post da Pandemia Covid-19 (Dezembro de 2019 e Maio de 2024) – ver Tabela 2.

Tabela 2 - Crescimento relativo do valor de mercado – valores em trilhões de US\$

Empresa	Dezembro 2019	Maio 2024	Crescimento relativo
Amazon	0,86	1,77	105,81%
Alphabet (Google)	0,74	1,81	144,59%
Meta (Facebook)	0,41	0,56	36,59%
Microsoft	1,13	2,18	92,92%
Nvidia	0,05	1,67	3.240,00%

Fonte: Elaborada pelos autores com dados extraídos do site da Ycharts (2024).

A integração da inteligência artificial no setor contábil e financeiro oferece uma ampla gama de benefícios que podem transformar o desempenho das empresas. Desde a automação de processos e a melhoria da precisão das previsões financeiras até a detecção de fraudes e a otimização de recursos, a IA está posicionada para ser um motor crucial de crescimento e inovação nas empresas. Ao adotar essas tecnologias, as empresas podem não apenas melhorar seus retornos financeiros e valor de mercado, mas também se posicionar de maneira mais competitiva no mercado global.

Abaixo estão detalhados alguns desses benefícios:

- **Automação de processos contábeis:** A IA pode automatizar tarefas repetitivas e demoradas, como a entrada de dados, conciliação de contas, e elaboração de relatórios financeiros. Isso não apenas reduz erros humanos, mas também libera os contadores para se concentrarem em tarefas de maior valor agregado, como análise financeira e planejamento estratégico.
- **Análise preditiva e previsão financeira:** A IA pode analisar grandes volumes de dados históricos e identificar padrões que humanos podem não perceber. Isso permite previsões mais precisas sobre o desempenho financeiro futuro, ajudando as empresas a tomar decisões informadas e a se preparar melhor para possíveis desafios.

- **Deteção de fraudes e conformidade:** Sistemas de IA podem monitorar transações em tempo real e detectar atividades suspeitas, ajudando a prevenir fraudes e garantir conformidade com regulamentos financeiros. Isso aumenta a segurança financeira e protege a reputação da empresa.
- **Otimização de recursos:** A IA pode ajudar as empresas a otimizar o uso de seus recursos, identificando áreas onde os custos podem ser reduzidos sem comprometer a qualidade ou eficiência. Isso pode resultar em uma melhoria da margem de lucro e do retorno sobre o investimento (ROI).
- **Aprimoramento da tomada de decisão:** Com insights gerados pela IA, os gestores podem tomar decisões mais informadas e estratégicas. Isso inclui decisões sobre investimentos, aquisições, e alocação de recursos, que podem impactar positivamente o valor de mercado da empresa.
- **Melhoria na gestão de riscos:** A IA pode ajudar a identificar e mitigar riscos financeiros ao analisar variáveis econômicas e tendências de mercado. Com uma melhor gestão de riscos, as empresas podem evitar perdas significativas e melhorar sua estabilidade financeira.
- **Personalização de relatórios e análises:** Sistemas de IA podem gerar relatórios e análises financeiras personalizados, adaptados às necessidades específicas da empresa. Isso fornece informações mais relevantes e acionáveis para os *stakeholders*.
- **Melhoria no atendimento ao cliente:** Em áreas como o suporte ao cliente, a IA pode oferecer assistentes virtuais e chatbots para atender às consultas dos clientes de maneira rápida e eficiente. Um melhor atendimento ao cliente pode aumentar a satisfação e fidelidade dos clientes, impactando positivamente o valor de mercado da empresa.
- **Aceleração do ciclo de fechamento contábil:** A IA pode acelerar significativamente o processo de fechamento contábil, permitindo que as empresas publiquem seus resultados financeiros mais rapidamente. Isso pode melhorar a transparência e aumentar a confiança dos investidores.
- **Aumento do valor de mercado:** Com a combinação de eficiência operacional, melhor tomada de decisão e maior conformidade e segurança financeira, as empresas podem aumentar seu valor de mercado. Investidores tendem a valorizar empresas que utilizam tecnologias avançadas para aprimorar seu desempenho e gestão.

3 METODOLOGIA

3.1 Procedimentos de pesquisa, amostra, período e pressuposto

Para realizar a pesquisa, foi selecionada a metodologia de painel de dados para analisar a existência de relação estatisticamente significativa entre indicadores de retorno (ROE, ROIC e RA), indicadores de investimento (Pesquisa e Desenvolvimento), financiamento (Alavancagem Financeira), lucratividade (Margem Líquida) e expectativa (Preço/Lucro). A inclusão de variáveis representativas de fatores macroeconômicos (Taxa Básica de Juros e Produto Interno Bruto dos Estados Unidos), em parte, foi influenciado pelas pesquisas de Castana e Matolcsy. (1978), Birz e Lott (2011) e Xing e Yan (2019), que abordam o impacto de notícias macroeconômicas e índices e indicadores contábeis sobre variáveis representativas de risco e retorno.

A amostra é composta por cinco empresas americanas de relevância (Big Techs) do setor de inteligência artificial listadas na NASDAQ (Amazon, Google, Meta, Microsoft e Nvidia), analisadas com dados de periodicidade anual referentes ao período de 2014 a 2023.

Presumiu-se nessa pesquisa, que parte ou a predominância das empresas que aplicam IA em seus processos operacionais, tendem a beneficiarem-se com a redução de custos e contrapartida favorável de

indicadores de desempenho contábil-financeiro relacionados a lucratividade, rentabilidade e de expectativa no mercado.

3.2 Variáveis dependentes e independentes

Para realizar a pesquisa, foram selecionadas as variáveis dependentes e independentes para a formulação do modelo econométrico, cujas siglas e significados são apresentados no Quadro 1.

Quadro 1 - Variáveis dependentes

Variáveis Dependentes	Significado
ROE	<i>Return on Equity</i> – Retorno sobre o Patrimônio Líquido
ROIC	<i>Return on Operational Invested Capital</i> – Retorno sobre o Capital Operacional Investido
RCS	<i>Return on Common Stock</i> – Retorno sobre Ações Ordinárias

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Quadro 2 - Variáveis independentes

Variáveis independentes	Significado
TX_USA	Taxa de Juros Básica dos Estados Unidos
VAR_ND	Variação da Pontuação da NASDAQ
VAR_PIB	Variação do Produto Interno Bruto dos Estados Unidos
R_D_TA	Investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento/Ativo Total
P_L	Índice Preço da Ação/Lucro Contábil por Ação
NET_M	Margem de Lucro Líquido
FIN_LEV	Alavancagem financeira

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

3.3 Modelo econométrico e relação intuitiva assumida

O modelo base testado, os sinais dos coeficientes esperado e relação intuitiva entre as variáveis de pesquisa (dependentes e independentes) são descritos a seguir:

Modelo econométrico:

$$Y = \alpha + \beta_1TX_USA + \beta_2VAR_ND + \beta_3VAR_PIB + \beta_4R_D_TA + \beta_5P_L + \beta_6NET_M + \beta_7FIN_LEV + \varepsilon \tag{1}$$

Sinais dos coeficientes esperados

Quadro 3 - Sinais dos coeficientes esperados

Variáveis independentes	Sinal esperado do coeficiente
TX_USA	—
VAR_ND	+
VAR_PIB	+
R_D_TA	+
P_L	+
NET_M	+
FIN_LEV	—

Fonte: Elaborado pelos autores (2024).

Relação intuitiva assumida

Poder-se-ia admitir que cenários econômicos favoráveis são caracterizados pelo aumento do nível de atividade das empresas, o que, em parte, pode ser resultante de reduções contínuas da taxa básica de juros e aumentos contínuos do Produto Interno Bruto e da pontuação da carteira referencial de mercado. Nesse cenário hipotético, as empresas tendem a aumentar, tanto o volume de transações comerciais, como suas margens de lucro (operacional e líquido) e de distribuição de dividendos. Consequentemente, são beneficiadas pela redução da dívida onerosa no mercado financeiro. Com isso, tende a aumentar a relação entre o preço da ação e o lucro contábil por ação. No caso específico das empresas listadas no setor de inteligência artificial, investir continuamente em pesquisa e desenvolvimento não é apenas uma estratégia para crescimento e sucesso, mas uma necessidade para manter a relevância e liderar a inovação em um campo altamente dinâmico.

3.4 Hipóteses de pesquisa (H1)

Formularam-se as seguintes hipóteses de pesquisa para validação estatística baseada no *p-value*:

H1_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade negativa** da taxa básica de juros da economia americana (TX_USA) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H2_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade positiva** da carteira referencial de mercado NASDAQ (VAR_ND) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H3_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade positiva** do PIB da economia americana (VAR_PIB) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H4_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade positiva** da relação entre investimento em pesquisa e desenvolvimento e ativo total (R_D_TA) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H5_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade positiva** da entre relação preço unitário da ação e lucro contábil por ação (P_L) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H6_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade positiva** da margem de lucro líquido (NET_M) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS;

H7_{ROE, ROIC e RCS}: A **variabilidade negativa** da alavancagem financeira (FIN_LEV) contribui, de forma estatisticamente significativa, para explicar o aumento da variabilidade das métricas de rentabilidade ROE, ROIC e RCS.

O critério para validar as hipóteses de pesquisa baseou-se em *p-values* de até ou próximos de 10%.

3.5 Metodologia de pesquisa – painel de dados

A metodologia de painel de dados considera observações de *n* entidades para dois ou mais períodos temporais. Segundo Duarte, Lamounier e Takamatsu (2007), essa metodologia pressupõe uma combinação entre dados de corte transversal e de séries temporais, permitindo o controle da heterogeneidade. Dentre as vantagens dessa metodologia, destaca-se o fato de tolerar maior quantidade de informações e maior variabilidade de dados.

Para Wooldridge (2017) e Gujarati e Porter (2011), o modelo geral para dados em painel é representado por:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \tag{2}$$

- Y: Variável dependente ou variável a ser predita ou valor de saída do modelo;
- α : Valor de saída quando os previsores apresentam os valores zerados – coeficiente angular ou parâmetro intercepto do modelo;
- $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_n$: Coeficientes betas ou parâmetros de inclinação do modelo;
- $X_1, X_2 \dots X_n$: Variáveis independentes ou variáveis previsoras de Y;
- ε : Termo de erro ou variável que pode contemplar fatores não observados que afetariam a variável dependente Y.

Para a seleção do modelo de efeitos mais adequado (empilhado, fixo e aleatório), decidiu-se inicialmente descartar o modelo empilhado, uma vez tratar-se de estimador simples que se baseia no comportamento uniforme de todos os indivíduos ao longo do tempo e na homogeneidade das observações – desconsidera a heterogeneidade existente entre as unidades de corte transversal (ex. empresas, famílias, países, estados etc.). Segundo Gujarati e Porter (2011), o modelo de efeitos empilhados é considerado a maneira mais simples e ingênua de estimação, pois desconsidera as dimensões tempo e espaço, ou seja, a heterogeneidade das unidades de corte transversal.

Por isso, optou-se pela confrontação entre os **modelos e efeitos fixos e aleatórios**. Os modelos de efeitos fixos são mais restritivos, capturando apenas a heterogeneidade não observada constante ao longo do tempo, enquanto os modelos de efeitos aleatórios são mais flexíveis, permitindo que essa heterogeneidade varie ao longo do tempo.

Para a definição do modelo mais adequado (modelo de efeitos fixos ou modelo de efeitos aleatórios) para analisar a relação entre a variável dependente e as variáveis independentes, utilizou-se o índice de Hausman, que, no caso específico dessa pesquisa, determina a escolha do modelo de efeitos fixos para *p-value* de até ou próximo de 0,10 ou 10% - acatou-se *p-value* de até 11%. Para *p-value* superior ao parâmetro arbitrado, a escolha é do modelo de efeitos aleatórios (WOOLDRIDGE, 2017).

Seguem as hipóteses do Teste de Hausman:

Quadro 4 - Teste de Hausman – hipótese e regra de decisão

Hipóteses dos Testes		
Ho: Modelo de Efeitos Aleatórios	<i>p-value</i> arbitrado	Decisão
Teste de Hausman H1: Modelo Efeitos Fixos	< 0,01, 0,05 ou 0,10	Modelo de Efeitos Fixos

Fonte: Elaborado pelos autores com dados extraídos do Eviews 13 (2024).

Além do Teste de Hausman, foi analisada a existência de correlação positiva relevante entre as variáveis independentes na matriz de correlação. Para isso, arbitrou-se como critério para classificação de correlação positiva relevante, índice de correlação positiva superior a 0,69, conforme classificação de Devore (2006):

Tabela 3 - Interpretação de intervalos de correlação

Intervalo de correlação	Interpretação
0,00 a 0,19	Correlação positiva bem fraca
0,20 a 0,39	Correção positiva fraca
0,40 a 0,69	Correlação positiva moderada
0,70 a 0,89	Correlação positiva forte
0,90 a 1,00	Correlação positiva muito forte

Fonte: Elaborada pelo autor replicando Devore (2006).

Quanto a inexistência de autocorrelação serial de primeira ordem, considerou-se como pertinente a afirmação de Pindyck e Rubinfeld (2004), que nas séries temporais é muito difícil assumir que esta premissa seja atendida, pois na grande maioria das vezes as séries estão fortemente relacionadas com seus dados históricos.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A seguir são apresentados os resultados e respectivas análises extraídos das metodologias de painel de dados aplicadas a Amazon, Google, Meta, Microsoft e Nvidia.

4.1 Multicolinearidade e análise

A matriz de correlação não apresentou graus de correlação positiva forte entre as variáveis independentes – ver Tabelas 4, 5 e 6. Com isso, considerou-se a inclusão de todas as variáveis independentes no modelo selecionado, tendo em vista que seus índices de correlação positiva foram inferiores ao parâmetro de corte arbitrado ($< 69\%$) para os modelos ROE, ROIC e RCS.

Tabela 4 - Matriz de correlação – Modelo ROE

	ROE	TX USA	VAR ND	VAR PIB	R D TA	P L	NET M	FIN LEV
ROE	1	-0.1708227...	0.22450880...	0.04881199...	0.19065422...	0.15747467...	0.89314501...	-0.2344821...
TX USA	-0.1708227...	1	-0.5070899...	0.21964609...	0.04606227...	-0.2760982...	-0.0976786...	-0.0903534...
VAR ND	0.22450880...	-0.5070899...	1	-0.4212271...	0.04240241...	0.13804669...	0.14443357...	0.02164666...
VAR PIB	0.04881199...	0.21964609...	-0.4212271...	1	0.04441714...	-0.1277676...	0.09949503...	-0.0705309...
R D TA	0.19065422...	0.04606227...	0.04240241...	0.04441714...	1	-0.2803972...	0.15715135...	-0.1337017...
P L	0.15747467...	-0.2760982...	0.13804669...	-0.1277676...	-0.2803972...	1	-0.1079195...	0.18987466...
NET M	0.89314501...	-0.0976786...	0.14443357...	0.09949503...	0.15715135...	-0.1079195...	1	-0.3074300...
FIN LEV	-0.2344821...	-0.0903534...	0.02164666...	-0.0705309...	-0.1337017...	0.18987466...	-0.3074300...	1

Fonte: Dados extraídos do *site* Morningstar e explorados no *E-views* 13 (2024).

Tabela 5 - Matriz de correlação – Modelo ROIC

	ROIC	TX USA	VAR ND	VAR PIB	R D TA	P L	NET M	FIN LEV
ROIC	1	-0.1245185...	0.20449110...	0.07428816...	0.12426514...	0.07692229...	0.92469395...	-0.2347598...
TX USA	-0.1245185...	1	-0.5070899...	0.21964609...	0.04606227...	-0.2760982...	-0.0976786...	-0.0903534...
VAR ND	0.20449110...	-0.5070899...	1	-0.4212271...	0.04240241...	0.13804669...	0.14443357...	0.02164666...
VAR PIB	0.07428816...	0.21964609...	-0.4212271...	1	0.04441714...	-0.1277676...	0.09949503...	-0.0705309...
R D TA	0.12426514...	0.04606227...	0.04240241...	0.04441714...	1	-0.2803972...	0.15715135...	-0.1337017...
P L	0.07692229...	-0.2760982...	0.13804669...	-0.1277676...	-0.2803972...	1	-0.1079195...	0.18987466...
NET M	0.92469395...	-0.0976786...	0.14443357...	0.09949503...	0.15715135...	-0.1079195...	1	-0.3074300...
FIN LEV	-0.2347598...	-0.0903534...	0.02164666...	-0.0705309...	-0.1337017...	0.18987466...	-0.3074300...	1

Fonte: Dados extraídos do *site* Morningstar e explorados no *E-views* 13 (2024).

Tabela 6 - Matriz de correlação – Modelo RCS

	RETORNO 3	TX USA	VAR ND	VAR PIB	R D TA	P L	NET M	FIN LEV
RET...	1	-0.3894804...	0.37514652...	-0.2020977...	-0.0147977...	0.22930994...	0.13414641...	0.06782782...
TX USA	-0.3894804...	1	-0.5070899...	0.21964609...	0.04606227...	-0.2760982...	-0.0976786...	-0.0903534...
VAR ND	0.37514652...	-0.5070899...	1	-0.4212271...	0.04240241...	0.13804669...	0.14443357...	0.02164666...
VAR PIB	-0.2020977...	0.21964609...	-0.4212271...	1	0.04441714...	-0.1277676...	0.09949503...	-0.0705309...
R D TA	-0.0147977...	0.04606227...	0.04240241...	0.04441714...	1	-0.2803972...	0.15715135...	-0.1337017...
P L	0.22930994...	-0.2760982...	0.13804669...	-0.1277676...	-0.2803972...	1	-0.1079195...	0.18987466...
NET M	0.13414641...	-0.0976786...	0.14443357...	0.09949503...	0.15715135...	-0.1079195...	1	-0.3074300...
FIN LEV	0.06782782...	-0.0903534...	0.02164666...	-0.0705309...	-0.1337017...	0.18987466...	-0.3074300...	1

Fonte: Dados extraídos do *site* Morningstar e explorados no *E-views* 13 (2024).

4.2 Modelos selecionados e análise

A seleção do modelo mais adequado foi definida pelo Teste de Hausman, que considerou a validação da escolha do modelo de efeitos fixos para o p -values arbitrado de até 0,10 ou 10%. Excepcionalmente, manteve-se a escolha do modelo de efeitos fixos para p -values superiores e próximos de 10%.

Segue o resultado do Teste de Hausman para os modelos representados pelas variáveis ROE e ROIC.

4.2.1 Resultados

O p -value do Teste de Hausman validou a escolha do **Modelo de Efeitos Fixos** para as variáveis dependentes ROE e ROIC – ver Tabelas 7, 8 e 9.

Tabela 7 - Teste de Hausman

<i>Hausman Test Summary</i>	<i>P-value</i>
ROE Model	0.0978
ROIC Model	0.1081

Fonte: Dados extraídos do site Morningstar e explorados no E-views 13 (2024).

Tabela 8 - Modelo de efeitos fixos – ROE

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TX_USA	0.003561	0.007854	0.453352	0.6533
VAR_ND	0.000392	0.000875	0.448196	0.6569
VAR_PIB	-0.002892	0.003451	-0.838192	0.4080
R_D_TA	4.167032	1.253734	3.323696	0.0022
P_L	0.001670	0.000562	2.974772	0.0054
NET_M	1.430337	0.073575	19.44064	0.0000
FIN_LEV	-0.002114	0.002763	-0.765084	0.4497
R-squared	0.963718	Mean dependent var	0.551289	
Adjusted R-squared	0.951624	S.D. dependent var	0.364416	

Fonte: Dados extraídos do site Morningstar e explorados no E-views 13 (2024).

Tabela 9 - Modelo de efeitos fixos – ROIC

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TX_USA	0.006780	0.004885	1.387807	0.1745
VAR_ND	0.000596	0.000544	1.094564	0.2816
VAR_PIB	-0.000759	0.002147	-0.353623	0.7259
R_D_TA	1.451399	0.779871	1.861076	0.0717
P_L	0.000540	0.000349	1.545085	0.1319
NET_M	0.982962	0.045766	21.47790	0.0000
FIN_LEV	-0.000221	0.001719	-0.128600	0.8985
R-squared	0.969625	Mean dependent var	0.346244	
Adjusted R-squared	0.959501	S.D. dependent var	0.241688	

Fonte: Dados extraídos do site Morningstar e explorados no E-views 13 (2024).

Nas Tabelas 8 e 9, pode-se observar que a predominância das variáveis independentes apresentou relação de coerência com o comportamento, ou variabilidade do retorno das ações ordinárias das empresas selecionadas, embora o efeito não tenha sido estatisticamente significativo para as variáveis TX_USA, VAR_ND, VAR_PIB e FIN_LEV. As demais variáveis (R_D_TA, P_L e NET_M) apresentaram sinal positivo, compatível com o esperado e foram ou se aproximaram da classificação de estatisticamente significativas com p -values (*Prob*) de até ou próximos de 0,10.

Intuitivamente e, em parte, poder-se-ia admitir essa relação positiva considerando que o aumento da variabilidade do ROE e ROIC estaria relacionado com a realização de investimentos contínuos em pesquisa e desenvolvimento (R_D_TA) direcionados ao aprimoramento e/ou desenvolvimento de produtos e serviços utilizando recursos e informações extraídas de sistemas operacionais de inteligência artificial. As variáveis NET_M e P_L proporcionam o seguinte raciocínio lógico: quanto maior a margem de lucro líquido, maior o dividendo distribuído, maior a demanda pelas ações da empresa, maior o preço e, conseqüentemente, maior o retorno da ação.

Embora os índices de explicação ajustado da variabilidade (*Adjusted R-squared*) do ROE (0,9516) e ROIC (0,9595) tenham sido elevados, deve-se destacar que, em parte, foram resultantes da inclusão de variáveis independentes estatisticamente não significativas e questionáveis quanto a coerência do sinal do coeficiente. Contrariamente ao que foi gerado, poder-se-ia admitir que, quanto menor a taxa de juros da economia (TX_USA) e maior a variação do produto interno bruto (VAR_PIB), maior o nível de atividade, lucratividade e rentabilidade das empresas americanas do setor de inteligência artificial.

Com isso, as hipóteses de pesquisa H4, H5 e H6 foram estatisticamente validadas por basearem-se em fatores com potencial preditivo para explicar a variabilidade do ROE, ROIC e RCS de empresas americanas de porte e atividade semelhantes.

No caso específico do modelo direcionado para avaliar os fatores determinantes da variabilidade do retorno das ações ordinárias (RCS) das empresas selecionadas, o *p-value* do Teste de Hausman validou a escolha do Modelo de Efeitos Aleatórios – ver Tabelas 10 e 11.

Tabela 10 - Teste de Hausman

<i>Hausman Test Summary</i>	<i>P-value</i>
<i>RCS Model</i>	0.4857

Fonte: Dados extraídos do site Morningstar e explorados no E-views 13 (2024).

Tabela 11 - Modelo de efeitos aleatórios – RCS

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TX_USA	-0.076020	0.248353	-0.306098	0.7610
VAR_ND	0.007378	0.030096	0.245135	0.8075
VAR_PIB	-0.008099	0.119419	-0.067824	0.9462
R_D_TA	-1.016518	2.938755	-0.345901	0.7311
P_L	-0.000210	0.002109	-0.099598	0.9211
NET_M	0.135942	0.339753	0.400120	0.6911
FIN_LEV	0.013840	0.017886	0.773744	0.4434
C	0.378068	1.094213	0.345516	0.7314

Weighted Statistics

R-squared	0.027965	Mean dependent var	0.044265
Adjusted R-squared	-0.134041	S.D. dependent var	0.406176

Fonte: Dados extraídos do site Morningstar e explorados no E-views 13 (2024).

Nas Tabelas 10 e 11, pode-se observar que as variáveis independentes, embora intuitivamente importantes, não apresentaram relação estatisticamente significativa com a variabilidade do retorno das ações ordinárias no período, com *R-squared* baixo (0,028).

Os achados desse estudo servem como ponto de partida para aprimorar os modelos ROE, ROIC e RCS em novas pesquisas acadêmicas, através exclusão, mesclagem e/ou inclusão de novas variáveis de entrada no modelo RCS.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O fator determinante que motivou o desenvolvimento dessa pesquisa foi a atualidade, relevância do tema (Inteligência Artificial) e relação com o desempenho contábil-financeiro de empresas americanas de referência listadas na NASDAQ, no período de 2014 a 2023.

Para isso, investigou-se o comportamento da variabilidade do *Return on Equity* (ROE), *Return on Operational Invested Capital* (ROIC) e *Return on Common Stock* (RCS) de cinco empresas americanas de referência (*Big Techs*) do setor de inteligência artificial listadas na NASDAQ. As variáveis explicativas, exploradas pela metodologia de dados em painel, representam, tanto índices de desempenho contábil-financeiro, como indicadores representativos de fundamentos da economia americana no período de 2014 a 2023.

A metodologia de pesquisa utilizado foi a de painel de dados para avaliação da significância estatística e coerência do sinal das variáveis independentes selecionadas.

Os resultados não foram coincidentes para as três variáveis dependentes analisadas (ROE, ROIC e RCS).

Para os modelos ROE e ROIC, o Teste de Hausman validou o Modelo de Efeitos Fixos. Embora os índices de explicação ajustados da variabilidade (*Adjusted R-squared*) do ROE (0,9516) e ROIC (0,9595) tenham sido elevados, deve-se destacar que, em parte, foram resultantes da inclusão de variáveis independentes estatisticamente não significativas e questionáveis quanto a coerência do sinal do coeficiente.

Para as variáveis independentes validadas pela *p-value* e coerência dos sinais dos coeficientes, poder-se-ia admitir a relação intuitiva que o aumento da variabilidade do ROE e ROIC estaria relacionado com a realização de investimentos contínuos em pesquisa e desenvolvimento (R_D_TA) direcionados ao aprimoramento e/ou desenvolvimento de produtos e serviços utilizando recursos e informações extraídas de sistemas operacionais de inteligência artificial. As variáveis NET_M e P_L proporcionam o seguinte raciocínio lógico: quanto maior a margem de lucro líquido, maior o dividendo distribuído, maior a demanda pelas ações da empresa, maior o preço e, conseqüentemente, maior o retorno da ação. Com isso, as hipóteses de pesquisa H4, H5 e H6 foram estatisticamente validadas por basearem-se em fatores com potencial preditivo para explicar a variabilidade do ROE, ROIC e RCS de empresas americanas de porte e atividade semelhantes.

Contrariamente ao que foi gerado, poder-se-ia admitir que, quanto menor a taxa de juros da economia (TX_USA) e maior a variação do produto interno bruto (VAR_PIB), maior o nível de atividade, lucratividade e rentabilidade das empresas americanas do setor de inteligência artificial.

No caso específico do modelo direcionado para avaliar os fatores determinantes da variabilidade do retorno das ações ordinárias (RCS) das empresas selecionadas, o *p-value* do Teste de Hausman validou a escolha do **Modelo de Efeitos Aleatórios**. Embora as variáveis independentes fossem consideradas intuitivamente importantes, não apresentaram relação estatisticamente significativa com a variabilidade do retorno das ações ordinárias no período, com *R-squared* baixo (0,028).

Os achados desse estudo servem como ponto de partida para aprimorar os modelos ROE, ROIC e RCS em novas pesquisas acadêmicas, através exclusão, mesclagem e/ou inclusão de novas variáveis de entrada no modelo RCS.

REFERÊNCIAS

BIRZ, G.; LOTT, J. R. The effect of macroeconomic news on stock returns: New evidence from newspaper coverage. **Journal of Banking & Finance**, v. 35, n. 11, 2791-2800, 2011.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.03.006>

CASTAGNA, A. D.; MATOLCSY, Z. P. The relationship between accounting variables and systematic risk and the prediction of systematic risk. **Australian Journal of Management**, v. 3, n. 2, 113-126, 1978. <https://doi.org/10.1177/031289627800300>

CHANG, T. S. Evaluation of an artificial intelligence project in the software industry based on fuzzy analytic hierarchy process and complex adaptive systems. **Journal of Enterprise Information Management**, v. 36, n. 3, 879-905, 2023. <https://doi.org/10.1108/JEIM-02-2022-0056>

CHEN, S.; WANG, Y.; JIANG, H. Impact of artificial intelligence on earnings per share forecasting and stock price: Evidence from the US information technology industry. **Journal of Business Research**, v.161, 1143-1155, 2023.

DEVORE, J. L. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências**. Cengage Learning, 6ª edição, 2006.

DING, G.; OIN, L. Study on the prediction of stock price based on the associated network model of LSTM'. **International Journal of Machine Learning and Cybernetics**, v. 11, 1307-1317, 2020. <https://doi.org/10.1007/s13042-019-01041-1>

DIRICAN, C. The Impacts of robotics, artificial intelligence on business and economics. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, 195, 564-573, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.06.134>

DUARTE, P. C.; LAMOUNIER, W. M.; TAKAMATSU, R. T. Modelos econométricos para dados em painel: aspectos teóricos e exemplos de aplicação à pesquisa em contabilidade e finanças. In: CONGRESSO USP DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA EM CONTABILIDADE, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FEA-USP, 2007.

FAMA, E. F. Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. **Journal of Finance**, n. 25, v. 2, 383-417, 1970. <https://doi.org/10.2307/2325486>

GUPTA, S. Artificial intelligence, analytics and agile: transforming project management in the 21st Century. **International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)**, v. 11, n. 1, 1-8, 2022. <https://doi.org/10.35940/ijrte.G6877.0511122>

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria básica**. McGrawHill, 5ª edição, 2011.

HAENLEIN, M.; KAPLAN, A. A brief history of artificial intelligence: on the past, present, and future of artificial intelligence. **California Management Review**, v. 61, 5-14, 2019. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

HOULTHOUSEN, R.; VERRECHIA, R. The effect of informedness and consensus on price and trading volume behavior. **The Accounting Review**, v. 65, 191-208, 1990. <http://www.jstor.org/stable/247883>

JANKOVÁ, Z.; JANA, D. K.; DOSTAL, P. Investment decision support based on interval Type-2 Fuzzy Expert System. **Engineering Economics**, v. 32, n. 2, 118-129, 2021. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.32.2.24884>

KIM, O.; VERRECHIA, R. E. Trading volume and price reactions to public announcements. **Journal of Accounting Research**, v. 29, n. 2, 302-321, 1991. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2491051>

KUTTNER, K. N. Monetary policy surprises and interest rates: evidence from the Fed Fund Futures Market. **Journal of Monetary Economics**, v. 47, n. 3, 523-544. 2021. [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(01\)00055-1](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(01)00055-1)

LI, J.; LI, N.; CHEONG, X. The impact of fintech on corporate technology innovation based on driving effects, mechanism identification, and heterogeneity analysis. **Discrete Dynamics in Nature and Society**, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/7825120>

PINDYCK, R.; RUBINFEL, D. **Econometria: modelos e previsões**. Elsevier, 2004. ISBN 8535213430, 9788535213430

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração financeira**. 1ª ed. São Paulo: Editora Atlas. 1995.

SANTOS, J. O. **Análise de crédito** – empresas, pessoas físicas e agronegócio. 7ª ed. São Paulo: Dialética Editora, 2024. <https://doi.org/10.48021/978-65-270-2408-8>

TURING, A. Computing machinery and intelligence. **Mind a Quarterly Review of Psychology and Philosophy**, 59, 433-460, 1950. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>

VESNA, B. A. Challenges of financial risk management: AI applications. **Journal of Sustainable Business and Management Solutions in Emerging Economies**, v. 26, n. 3, 27-34, 2021. <https://doi.org/10.7595/management.fon.2021.0015>

VON KROGH, G. Artificial intelligence in organizations: New opportunities for phenomenon-based theorizing. **Academy of Management Discoveries**, v. 4, n. 4, 404-409, 2018. <https://doi.org/10.5465/amd.2018.0084>

XING, X.; YAN, S. Accounting information quality and systematic risk. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, v. 52, 85-103, 2019. <https://doi.org/10.1007/s11156-018-0703-z>

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução a econometria: uma abordagem moderna**. Cengage Learning, 2017 ISBN-13:9788522126996