



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

MARIA LEIDE ALVES DOS SANTOS

**SELEÇÃO DE CARTEIRAS E IPOS DE EMPRESAS NA PANDEMIA: UM ESTUDO
COM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

João Pessoa
2023

MARIA LEIDE ALVES DOS SANTOS

**SELEÇÃO DE CARTEIRAS E IPOS DE EMPRESAS NA PANDEMIA: UM ESTUDO
COM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

Trabalho de Conclusão de Curso,
apresentado na graduação de Ciências
Econômicas da Universidade Federal da
Paraíba, em cumprimento às exigências
para obtenção do título de Bacharel em
Economia.

Orientador: Prof. Dr. Jorge Henrique
Norões Viana

João Pessoa
2023

MARIA LEIDE ALVES DOS SANTOS

**SELEÇÃO DE CARTEIRAS E IPOS DE EMPRESAS NA PANDEMIA: UM ESTUDO
COM ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS**

Trabalho de Conclusão de Curso,
apresentado na graduação de Ciências
Econômicas da Universidade Federal da
Paraíba, em cumprimento às exigências
para obtenção do título de Bacharel em
Economia.

Orientador: Prof. Dr. Jorge Henrique
Norões Viana

Aprovado em: 20 de junho de 2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Jorge Henrique Norões Viana (Orientador)

Prof. Dr. Antônio Vinícius Barros Barbosa (Examinador)

 Digite o texto aqui.
Prof. Dr. Bruno Ferreira Frascarolli (Examinador)

RESUMO

Este estudo teve como objetivo avaliar a viabilidade da utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na construção de carteiras de investimento para o mercado de ações brasileiro. O Brasil passou por mudanças significativas em sua conjuntura econômica, incluindo a queda das taxas de juros, o que impulsionou a migração de investidores da renda fixa para a renda variável. Em meio a essa mudança, despertou-se o interesse em analisar se é possível montar uma carteira eficiente selecionando exclusivamente empresas que fizeram IPO entre janeiro de 2020 e junho de 2022, exatamente durante a Crise do COVID-19. O estudo utilizou o modelo DEA para medir a eficiência das empresas de diferentes setores, identificando aquelas que se destacaram como as mais eficientes em sua utilização de recursos e geração de resultados. O setor da construção civil foi um dos que obteve mais empresas com alta eficiência, mesmo durante uma crise econômica de alto impacto. Os resultados indicaram que a abordagem criteriosa na seleção de ativos por meio do modelo DEA pode levar a um desempenho superior ao mercado e à construção de carteiras de investimentos mais resilientes e lucrativas. A carteira DEA(4Q) demonstrou um desempenho superior em termos de rentabilidade em comparação com outras carteiras e em relação ao benchmark utilizado, além de apresentar uma queda menor do que o mercado, enfatizando a importância de minimizar perdas.

Palavras-chave: *Análise Envoltória de Dados, Carteiras de Investimento, Eficiência de Carteira, Renda Variável.*

ABSTRACT

This study aimed to evaluate the feasibility of using Data Envelopment Analysis (DEA) in the construction of investment portfolios for the Brazilian stock market. Brazil has undergone significant changes in its economic situation, including the drop in interest rates, which has driven the migration of investors from fixed income to variable income. In the midst of this change, interest was aroused in analyzing whether it is possible to assemble an efficient portfolio by exclusively selecting companies that did IPOs between January 2020 and June 2022, exactly during the COVID-19 Crisis. The study used the DEA model to measure the efficiency of companies in different sectors, identifying those that stood out as the most efficient in their use of resources and generation of results. The civil construction sector was one of those that obtained more companies with high efficiency, even during a high-impact economic crisis. The results indicated that the judicious approach to asset selection through the DEA model can lead to outperforming the market and building more resilient and profitable investment portfolios. The DEA(4Q) portfolio demonstrated a superior performance in terms of profitability compared to other portfolios and in relation to the benchmark used, in addition to showing a lower drop than the market, emphasizing the importance of minimizing losses.

Keywords: *Data Envelopment Analysis, Investment Portfolios, Portfolio Efficiency, Variable Income.*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Etapas do delineamento da pesquisa	16
Figura 2: Divisão dos resultados por quartis	25
Figura 3: Eficiência de Empresas dos Setores de Tecnologia e Construção Civil de 2020 a 2022.....	41
Figura 4: Eficiência de Empresas dos Setores de Varejo e Saúde de 2020 a 2022	411
Figura 5: Eficiência de Empresas dos Setores Financeiro, Agronegócio e outros diversos de 2020 a 2022.....	422

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Estatística Descritiva dos indicadores de 2020 a 2022	21
Tabela 2: Eficiência das Ações	23
Tabela 3: Retornos do período 2020-2022 (%) alcançados pelo Modelo DEA em diferentes quartis e Ibovespa	30
Tabela 4: Composição da Carteira DEA(4Q)	32
Tabela 5: Estatística Descritiva dos indicadores de 2020 a 2021	388
Tabela 6: Estatística Descritiva dos indicadores de 2021 a 2022	388
Tabela 7: Eficiência das Ações entre 2020 e 2021	388
Tabela 8: Eficiência das Ações entre 2021 e 2022	399

LISTA DE SIGLAS

VRS	Retornos Variáveis de Escala
DEA	Análise Envoltória de Dados
DMU	Unidades Tomadoras de Decisão

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	8
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	10
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	14
3.1 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	14
3.2 DESCRIÇÃO DOS DADOS	16
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	20
4.1 ANÁLISE DA ESTATÍSTICA DESCRITIVA.....	20
4.2 RESULTADOS DA CARTEIRA DE INVESTIMENTOS.....	233
4.2.1 EFICIÊNCIA GERAL.....	233
4.2.2 EFICIÊNCIA COM <i>BOOTSTRAP</i>	25
4.2.3 CARTEIRAS DE INVESTIMENTOS FINAL.....	30
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	33
REFERÊNCIAS.....	35
APÊNDICE A: ESTATÍSTICA DESCRITIVA	38
APÊNDICE B: EFICIÊNCIA GERAL	38
APÊNDICE C: EFICIÊNCIA <i>BOOTSTRAP</i> E INTERVALOS DE CONFIANÇA.....	41

1 INTRODUÇÃO

O Brasil começou a inverter o cenário histórico de juros em patamares elevados em agosto de 2011, com a ideação do plano econômico do governo Dilma que consistia na diminuição dos juros para, então, “tornar o crédito mais barato para facilitar o consumo e os investimentos, que se converteriam em crescimento, mantendo a inflação sob controle” (DE BOLLE, 2016).

Impulsionado pela baixa taxa de juros, principalmente a partir de 2019, o mercado financeiro brasileiro foi aquecido e recebeu muita entrada de pessoas físicas, “CPFs”, na bolsa de valores, saindo de 700 mil em dezembro de 2018 para 5 milhões em dezembro de 2022, de acordo com a B3, alinhado com o alto número de IPOs¹. Logo em seguida, no entanto, em março de 2020, o mundo foi surpreendido com a declaração da Organização Mundial da Saúde (OMS) de que o COVID-19 se tornara pandemia.

O momento em que essas empresas abriram capital pode não ter sido o mais favorável, considerando a conjuntura econômica refletindo no retorno do mercado. Com essa lacuna em aberto, despertou-se o interesse de analisar se é possível montar uma carteira de investimentos satisfatória selecionando exclusivamente empresas que fizeram IPO entre janeiro de 2020 e junho de 2022. Este é, portanto, o objetivo do presente estudo.

Em virtude dessa mudança na conjuntura, as escolhas dos investidores em investimentos de renda fixa e poupança perderam participação. De acordo com o Raio-X do Investidor Brasileiro 2021, pesquisa realizada pela Anbima (Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais), instrumentos financeiros que representaram grande parte do portfólio investido nas últimas décadas, como fundos de renda fixa e poupança, vêm perdendo tração em detrimento de outras classes de ativos de renda variável. Em 2020, pela primeira vez a caderneta de poupança sofreu uma queda de 8%, em comparação a 2019, na preferência dos investidores.

As quedas nos juros deram suporte à migração de investidores da renda fixa para a renda variável, seguindo a tendência de amadurecimento do mercado financeiro de economias desenvolvidas. O investimento em ações vem se tornando uma boa alternativa de diversificação em portfólios que buscam rentabilidade no longo prazo, já que essa classe de ativos, como

¹ Em inglês é a sigla para Initial Public Offering, ou oferta pública inicial, em tradução livre.

mostrado por Siegel (2013), superou a rentabilidade de todos os instrumentos financeiros desde os anos 1800.

Instrumentos financeiros de renda variável, geralmente, são preteridos em detrimento da renda fixa devido ao risco e volatilidade mais elevados. Tal risco se dá pela imprevisibilidade do mercado e a dificuldade em prever seus movimentos, os quais são comprovados pelo estudo de Siegel (2013), pois acontecimentos noticiáveis de grande relevância política ou econômica representam menos de um quarto dos movimentos do mercado financeiro.

O risco associado à renda variável, no entanto, diminui à medida em que o horizonte de investimento aumenta. Em seu estudo, Siegel (2013) comprova que quando o horizonte se estende para 15 e 20 anos, as ações, principal classe de ativos da renda variável, se tornam menos arriscadas que os títulos do tesouro². Acontecimentos de magnitude mundial, portanto, como guerras, crises econômicas e sanitárias, por exemplo, podem refletir negativamente no mercado no curto prazo, mas são incapazes de reduzir os retornos de longo prazo das ações.

Em geral, maiores rentabilidades são acompanhadas de maiores riscos, especialmente em amostras de curto período de tempo. Portanto, na busca por maximizar o retorno, deve-se utilizar-se das estratégias mais eficientes de aplicação de capital, de modo a evitar maiores riscos em janelas temporais anormais.

O modelo DEA (Análise Envoltória de Dados) foi escolhido como método de seleção de carteiras eficientes devido à sua capacidade de medir a eficiência relativa das empresas em relação a múltiplas variáveis de entrada e saída. Essa abordagem permite identificar as empresas que conseguem obter melhores resultados em relação aos seus pares, considerando os recursos disponíveis e os resultados alcançados. Ao aplicar o DEA, foi possível determinar a eficiência das empresas em diferentes setores, identificando aquelas que se destacaram como as mais eficientes em sua utilização de recursos e geração de resultados, como o setor da Construção Civil que foi o que obteve mais empresas com alta eficiência mesmo durante uma crise econômica de alto impacto.

Para melhor apresentação deste estudo, além desta introdução, o trabalho foi estruturado em quatro seções: na primeira seção será apresentada uma revisão de literatura

² Embora o livro tenha sido escrito com base no mercado americano, na série temporal de 1802 a 2012, Siegel comprova que tudo se aplica aos mercados estrangeiros também.

sobre a aplicação da metodologia *Data Envelopment Analysis* — DEA (ou Análise Envoltória de Dados, como é amplamente conhecida no Brasil) em finanças; na segunda será apresentada a metodologia DEA e como ela foi aplicada no trabalho; na terceira seção serão apresentados os resultados obtidos; e, por fim, na quarta e última serão feitas as considerações finais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A seleção de ativos que comporão uma carteira de investimentos no mercado de renda variável deve ser o ponto de partida dos que optam por investimentos de alto risco e priorizam o alfa³ na carteira. O sucesso ou fracasso de uma carteira de investimentos, no curto prazo, depende da escolha de seus ativos — os que podem gerar maiores rentabilidades ou menores perdas em períodos de desempenho anômalos (LOPES *et al.*, 2010).

A intensificação de pesquisas sobre essa temática teve como marco inicial a metodologia desenvolvida pelo economista estadunidense Harry Markowitz em 1952, a qual estabeleceu, de acordo com Fabozzi *et al.* (2007), um paradigma na condução do processo de tomada de decisão, explicando o funcionamento dos mecanismos existentes no conflito entre risco e retorno. Segundo Markowitz (1959), um satisfatório portfólio de investimentos consiste em um conjunto equilibrado de ativos que oferece ao investidor oportunidades e proteções em diversas situações. Conhecido como Teoria Moderna do Portfólio (TMP), a metodologia de Markowitz foi o início da transição na forma de analisar o problema contido na composição de portfólios de ativos financeiros.

Posteriormente, entre o final da década de 1970 e início dos anos 1980, foi desenvolvida a metodologia DEA, a qual possibilitou identificar a fronteira de produção envolvendo as unidades produtivas da amostragem. A metodologia DEA foi inicialmente introduzida pelos expoentes Charnes, Cooper e Rhodes (1978, 1981) e posteriormente aperfeiçoada por Banker, Charnes e Cooper (1984). A principal diferença entre esses dois modelos clássicos é que o modelo BCC, desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper, trabalha com retornos de escala variáveis, enquanto o modelo CCR, elaborado por Charnes, Cooper e Rhodes, considera retornos constantes de escala. No mercado financeiro, o mais usual é utilizar a modelagem

³ O Alfa de Jensen mede o lucro acima do esperado obtido por um ativo.

BCC ou VRS⁴. De acordo com Bisso (2016), a DEA permite a utilização de múltiplas relações de *inputs* (insumos) e *outputs* (produtos) para medir corretamente a relação entre as variáveis e, assim, facilita a compreensão das unidades de análise.

Um estudo pioneiro utilizando a metodologia DEA em fundos de investimentos foi o de Murthi *et al.* (1997). A amostragem utilizada pelos autores foi de 731 fundos de investimentos europeus, buscando expandir o modelo tradicional para além do risco-retorno, incorporando retornos constantes de escala e *insumos* pouco comuns, tais como carregamento, giro de carteira, despesas e o desvio-padrão dos retornos, e como *produto* o retorno médio daqueles fundos de investimentos. O objetivo do estudo era, por meio da implementação da metodologia DEA, propor uma nova medida de performance que permitisse contornar as limitações das medidas de performances tradicionais, o que deu origem ao *DEA Portfolio Efficiency Index*⁵ (DPEI). O estudo de Murthi *et al.* conclui que a maior eficiência era dos maiores fundos de investimentos em algumas categorias, e descobriram uma forte evidência de que todos os fundos de investimentos eram eficientes em média-variância.

No Brasil, estudos aplicando DEA para a seleção de ativos financeiros na composição de carteiras de investimentos, a partir de ativos de renda variável, só se intensificaram na última década. Um dos primeiros foi Lopes *et al.* (2010) que inovaram implementando o modelo de otimização de Markowitz com carteiras projetadas com a metodologia DEA. Os autores utilizaram, primeiro, a DEA para selecionar as ações das carteiras mais eficientes e depois aplicaram a otimização de Markowitz, buscando o máximo de eficiência possível. Neste estudo os autores analisaram 732 ações de empresas listadas na Bolsa Brasil Balcão (B3), de janeiro de 2006 a dezembro de 2008. Como *insumos* foram utilizados os indicadores beta, preço sobre lucro e volatilidade de 36 meses, e como *produtos* o conjunto de indicadores escolhidos foram retorno de 12, 24 e 36 meses e lucro por ação.

O propósito do trabalho dos autores era demonstrar que carteiras de investimentos são ainda mais eficientes quando se utilizam, juntas, duas importantes técnicas de seleção de ativos: a otimização de Markowitz sobre carteiras projetadas com a metodologia DEA. Os autores aplicaram a DEA nos ativos que compõem o Ibovespa e analisaram duas carteiras: a primeira, DEA(1/N), composta por pesos iguais de ativos considerados eficientes pelo modelo DEA; e a

⁴ Variable Returns to Scale ou Retorno Variável de Escala, em tradução livre em português, representa a hipótese de Retornos Variáveis de Escala, partindo do pressuposto de que os *outputs* não variam proporcionalmente aos *inputs*.

⁵ Significa Índice de Eficiência do Portfólio.

segunda, intitulada de DEA(M), foi composta por ativos com pesos otimizados pelo modelo de Markowitz. O *benchmark* foi o Ibovespa. A carteira que obteve melhor desempenho, tanto mensal quanto anual, foi a carteira DEA(M), que superou as carteiras DEA(1/N) e o Ibovespa.

Na busca por otimizar e potencializar o resultado de carteiras cujos ativos são cuidadosamente selecionados, estudiosos do tema unificam duas ou mais metodologias a fim de atingir o objetivo. Nesse sentido, em estudo recente, Longaray *et al.* (2019) utilizou a técnica DEA-Sharpe (Análise Envoltória de Dados aliada ao Índice de Sharpe (IS). Desenvolvido em 1966 por William Sharpe, o IS é uma ferramenta que calcula a rentabilidade de um ativo considerando o seu risco. Em uma carteira de ações, o IS indica o grau de eficiência que a carteira consegue entregar de resultados para o investidor. Portanto, quanto maior o Índice de Sharpe, melhor é o desempenho da carteira. Os autores utilizaram como amostragem as ações de empresas de capital aberto que compunham o Índice Ibovespa ao final de dezembro de 2011. O conjunto de *produtos* escolhido foi o beta de 36 meses, a volatilidade de 36 meses e o Índice de Sharpe de 36 meses; como *insumos* foram escolhidos os retornos de 12, 24 e 36 meses.

O trabalho de Longaray *et al.* (2019) dividiu o estudo em duas carteiras, em que a primeira foi composta com os ativos mais eficientes de acordo com o Modelo DEA – VRS, e a segunda foi formada com os melhores ativos indicados pelo Modelo DEA – CRS. Em ambas carteiras foram selecionadas DMUs cujos valores de eficiência fossem iguais a um (1). Para auferir a eficácia do Índice Sharpe, isto é, se sua utilização devesse implicar em melhora nos resultados e diminuição dos riscos, os autores fizeram uma terceira e quarta otimização, denominadas DEA – VRS Sem Sharpe e DEA – CRS Sem Sharpe, respectivamente. Os benchmarks utilizados foram o Índice Ibovespa e a taxa CDI⁶. Os resultados obtidos foram todos satisfatórios. O que apresentou melhor rendimento mensal, anual e médio foi o da carteira DEA – CRS Sem Sharpe, cujo rendimento mensal médio foi de 2,1%. No entanto, os indicadores relacionados a risco (beta e volatilidade) foram mais elevados. Em suma, a inserção do Índice de Sharpe ajudou a diminuir os riscos, mas não acarretou em melhor rentabilidade.

Outro trabalho que aglutinou duas metodologias para potencializar o resultado de uma carteira de ações foi o de Silva, Oliveira e Ribeiro (2019) utilizando DEA com Índice de Sharpe para o IBRX50⁷. A amostra analisada pelos autores foi das 50 ações das empresas mais negociadas do índice Ibovespa no período de julho de 2015 a junho de 2018. Para a carteira

⁶ Certificados de Depósitos Interbancários.

⁷ É um indicador do desempenho médio das cotações dos 50 ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro.

DEA, o modelo aplicado foi o VRS, visto que se tratava de empresas de diferentes setores. Os *inputs* utilizados na carteira DEA foram preço/lucro e volatilidade em 12, 24 e 36 meses; e os *outputs* foram lucro por ação e rentabilidade em 12, 24 e 36 meses. Os ativos que obtiveram 1,0 no modelo DEA, ou seja, aqueles eficientes, formaram uma carteira denominada DEA (1/N). Em seguida, os ativos desta carteira foram otimizados com a abordagem Sharpe, formando, então, a carteira DEA Sharpe. Todas as carteiras, no longo prazo (período de 36 meses, o máximo deste estudo), apresentaram desempenho superior aos principais índices de mercado. A carteira de melhor desempenho, no computado geral, foi a da abordagem Sharpe. No entanto, a carteira com maior rentabilidade foi a DEA Sharpe.

Por último, Viegas (2021) utilizou o índice DJI — o qual reflete o desempenho das ações de trinta empresas de grande porte dos EUA de quase todos os setores — para representar o mercado financeiro estadunidense e também como *benchmark*. As metodologias escolhidas foram DEA e Markowitz. A série temporal analisada foi de 01 de janeiro de 2018 e 31 de dezembro de 2020, utilizando dados recentes (considerando que o estudo foi publicado no início de 2021) a fim de analisar o desempenho das carteiras em um período de crescimento econômico. Viegas (2021) selecionou o modelo DEA VRS porque este permite maior liberdade na escolha dos ativos da carteira por considerar mais ações eficientes. O conjunto de *inputs* utilizados no estudo foram preço sobre o lucro de 12 meses e beta de 12, 24 e 36 meses; e *outputs* foram os retornos de 12, 24 e 36 meses.

O autor explica que a exclusão do indicador lucro por ação no conjunto de *outputs* foi por este já estar implícito no preço/lucro. Ao todo foram analisadas sete carteiras de investimentos, sendo quatro dessas construídas com o modelo DEA BCC para selecionar os ativos mais eficientes. Destas quatro, uma possuía o capital alocado igualitariamente para todos os ativos selecionados, enquanto as outras três foram otimizadas com base no modelo média-variância e média-semivariância. As outras três carteiras foram construídas com base na otimização do índice DJI por meio dos modelos média-variância e média-semivariância, tão e somente. A aplicação das metodologias DEA e Markowitz, individual e conjuntamente, contribuíram para a obtenção de melhores resultados que o mercado. Comparando as duas metodologias, a TMP contribuiu para resultados melhores que o DEA. A escala de eficiência, em ordem decrescente, das carteiras analisadas ficou: média-semivariância, média-variância, DEA, DJI.

A análise conjunta dos estudos examinados fornece evidências que respaldam o uso da DEA como uma ferramenta eficaz na seleção de carteiras de ações, mesmo quando não é

combinada com outras metodologias integradas. A constatação de resultados superiores ao mercado, mesmo sem o auxílio de abordagens adicionais, reforça a relevância e a eficácia da utilização do DEA como método de seleção de carteiras eficientes.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Os expoentes Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolveram a metodologia Data Envelopment Analysis, um método quantitativo fundamentado na matemática e estatística que busca a otimização dos dados, mensurando a eficiência de unidades produtivas a partir de uma modelagem matemática. Esta versão clássica ficou conhecida como CRS, a partir das iniciais destes autores. Posteriormente a metodologia foi aperfeiçoada por Banker, Charnes e Cooper (1984), apresentando o modelo VRS.

A DEA, por ser uma metodologia de mensurar eficiência, pode ser aplicada em inúmeras áreas, inclusive em finanças, buscando otimizar carteiras. Na área financeira a modelagem que melhor se adequa é a VRS, uma vez que não há motivos para acreditar que os retornos de escala sejam fixos neste contexto. Portanto, o modelo adotado neste estudo tem como finalidade estimar o grau de eficiência das empresas brasileiras que abriram seu capital na B3 entre janeiro de 2020 e junho de 2022.

Em primeiro lugar, as vantagens de utilizar o DEA nesse contexto é a sua capacidade de lidar com múltiplas variáveis de entrada e saída, permitindo uma análise abrangente das operações das empresas. Isso é especialmente relevante em um contexto de pandemia, onde as empresas enfrentaram desafios únicos e complexos. Além disso, o DEA não requer a especificação de uma função de produção ou de uma relação funcional entre as variáveis, tornando-o uma abordagem flexível e não paramétrica.

No entanto, também há desvantagens a serem consideradas ao aplicar o modelo DEA nesse tipo de análise, especialmente quando as DMUs são altamente heterogêneas. Uma das principais desvantagens é a sensibilidade do DEA às escolhas dos pesos atribuídos às variáveis de entrada e saída. A seleção dos pesos pode influenciar significativamente os resultados e a eficiência atribuída às empresas, tornando-se uma decisão crítica e subjetiva. Além disso, o DEA assume que todas as empresas operam em um mesmo ambiente de produção, o que pode

não ser realista em um contexto de pandemia, onde as condições de mercado e as restrições operacionais variam consideravelmente entre as indústrias.

A DEA permite a utilização de múltiplas relações de inputs (insumos) e outputs (produtos) para medir corretamente a relação entre as variáveis e, assim, facilita a compreensão das unidades de análise, de acordo com Bisso (2016). Essas unidades são denominadas DMUs (*Decision Making Unit*) e as modelagens DEA são responsáveis por estabelecer as melhores relações possíveis entre *inputs* e *outputs* de um dado conjunto de DMUs em relação a seus pares, traçando uma fronteira de eficiência (ALEXANDRINO *et al.* 2017). Seguindo a orientação por insumo, em que uma DMU é eficiente quando utiliza a menor quantidade de insumos, entre as DMUs com mesmo nível de produto, o DEA VRS pode ser expresso como o seguinte problema de otimização:

$$\max \sum_{r=1}^m U_r \cdot Y_{r0} \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{r=1}^s V_i \cdot X_{i0} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{r=1}^s U_r \cdot Y_{r0} - \sum_{i=1}^m V_i \cdot X_{i0} \leq 0; j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$U_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, n \quad V_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Em que: j representa o índice da DMU; i é índice de insumo; r é o índice de produto; y_{ij} e x_{ij} são os valores que é o valor do r-ésimo produto para j-ésima DMU; x_{ij} é o valor do i-ésimo insumo para a j-ésima DMU; U_r é o peso associado ao r-ésimo produto; V_j é o peso associado ao i-ésimo insumo; w_0 é a eficiência relativa da DMU_0 , que é a DMU sob avaliação; e y_{r0} e x_{i0} são os coeficientes tecnológicos das matrizes de dados de produto e insumo, respectivamente.

No presente estudo, a técnica *bootstrap* foi empregada em conjunto com a metodologia Análise Envoltória de Dados (DEA) com o intuito de lidar com algumas limitações inerentes ao DEA. O DEA é um método que avalia a eficiência de forma relativa e pode ser suscetível a mudanças na amostra, o que pode resultar em viés nos resultados obtidos. A técnica *bootstrap* foi adotada para contornar essa problemática. A utilização do *bootstrap* se justifica pelo fato de o DEA ser um método não paramétrico, o que torna possível estimar intervalos de confiança

para as medidas de eficiência. Dessa forma, é possível verificar se as estimativas de eficiência são robustas a alterações na amostra por meio de reamostragem.

Ao aplicar o *bootstrap* no contexto do DEA, é possível obter uma avaliação mais precisa e confiável da eficiência das unidades de decisão (DMUs). A técnica de reamostragem do *bootstrap* permite que sejam geradas múltiplas amostras, mantendo a mesma estrutura da amostra original, porém com algumas observações sendo selecionadas repetidamente e outras excluídas. A partir dessas reamostragens, é possível calcular as medidas de eficiência em cada uma delas e, assim, construir intervalos de confiança para as estimativas de eficiência.

Essa abordagem é valiosa, pois fornece uma avaliação mais robusta e confiável da eficiência das DMUs, considerando a variabilidade dos dados e possíveis flutuações decorrentes de diferentes amostras. Portanto, ao incorporar a técnica *bootstrap* juntamente com a metodologia DEA, é possível obter uma análise mais sólida e mais precisa da eficiência das unidades de decisão, reduzindo os possíveis vieses decorrentes de alterações na amostra original.

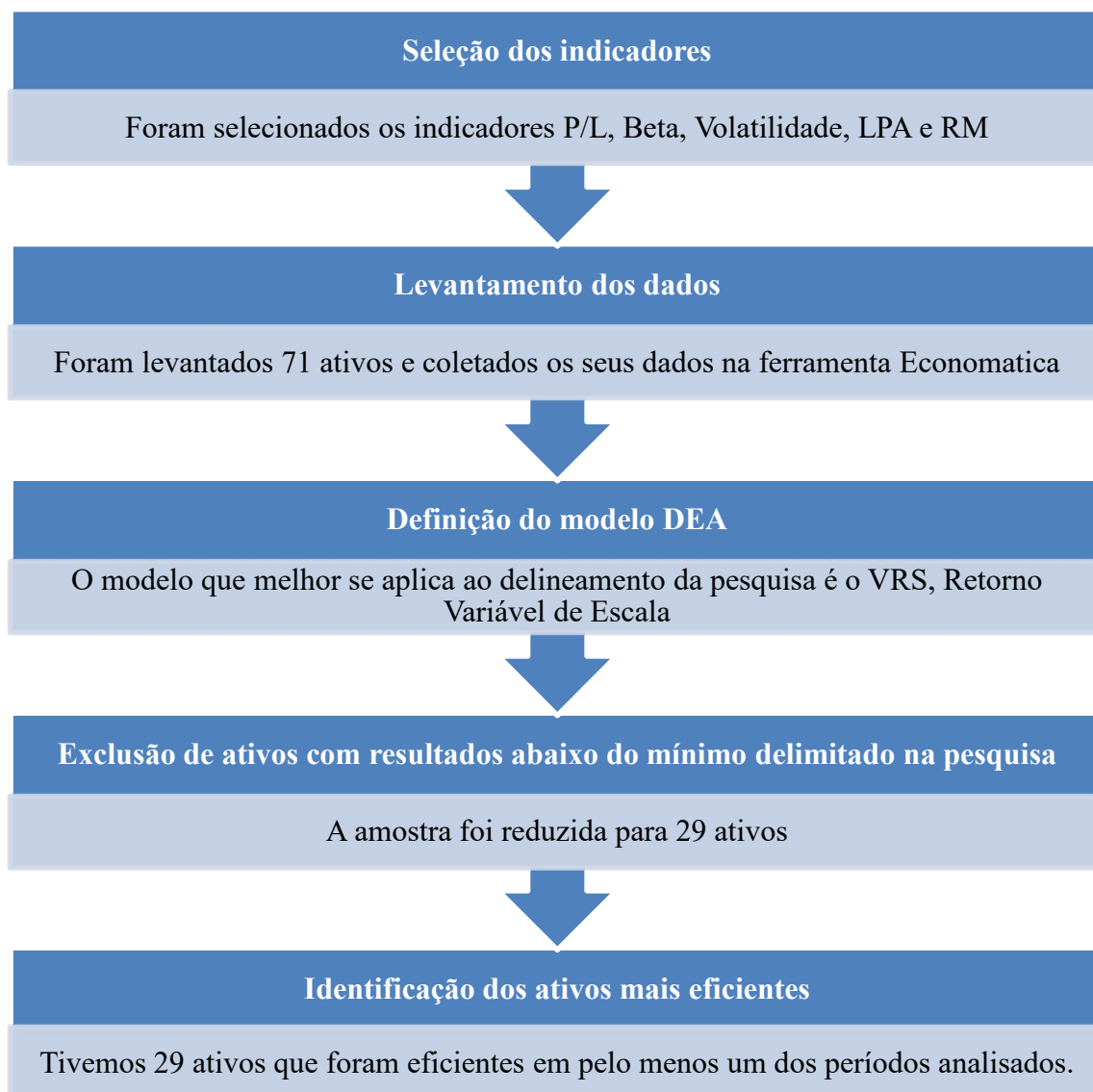
A partir de agora, faremos uso dos seguintes termos:

- θ^k é a eficiência real, mas desconhecida, baseada na verdadeira tecnologia T;
- $\hat{\theta}^k$ é a eficiência estimada pelo DEA, com a tecnologia DEA estimada T^b
- θ^{kb} é a estimativa *bootstrap* da eficiência com base na réplica *bootstrap* b e na tecnologia T^b ;
- θ^{k*} é a estimativa bootstrap da eficiência;
- $\tilde{\theta}^k$ é a estimativa com correção de viés da eficiência θ^k

3.2 DESCRIÇÃO DOS DADOS

Abaixo estão descritas as etapas do delineamento da pesquisa.

Figura 1: Etapas do delineamento da pesquisa



Os dados coletados têm frequência trimestral e são referentes ao período de 01 de janeiro de 2020 a 30 de junho de 2022, totalizando 710 observações. As DMUs utilizadas foram ações das 71 empresas que fizeram IPO⁸ na B3 (Brasil Bolsa Balcão) entre o primeiro trimestre de 2020 e o segundo trimestre de 2022. As variáveis utilizadas foram coletadas no *software* Economatica, sendo elas: Preço/Lucro (PL), Volatilidade (VOL), Beta (BETA), Lucro por Ação (LPA) e Retorno Médio (RM).

a) Preço/Lucro

O PL é um dos indicadores mais utilizados pelo mercado e mostra quantos anos seriam necessários para que o investidor recuperasse os recursos pagos pela ação, caso os lucros se

⁸ Initial Public Offering, que significa Oferta Pública Inicial. É quando uma empresa deixa de ser de capital fechado e torna seu capital aberto em uma bolsa de valores, isto é, aberto para que investidores possam negociar suas ações.

mantivessem constantes e fossem cem por cento distribuídos aos acionistas. Se a relação P/L for negativa significa que a empresa está tendo prejuízo. O indicador pode ser matematicamente expresso por:

$$P/L = \frac{\text{Preço da ação}}{\text{Lucro por ação}}$$

b) Volatilidade

A volatilidade é uma medida estatística que busca mensurar matematicamente a incerteza sobre o preço futuro de um determinado ativo durante um período de tempo, medida pela dispersão em torno da média. Para chegar na volatilidade, são necessários três estágios. Primeiro é necessário calcular os retornos históricos de uma ação. Para isso, temos:

$$Ra = \ln\left(\frac{\text{Preço}_t}{\text{Preço}_{t-1}}\right)$$

Depois é necessário calcular o desvio-padrão (σ) da seguinte maneira:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (R_a - \bar{R}_a)^2}{n - 1}}$$

Onde:

R_a = Retorno da ação;

$\bar{R}_a$ = Média aritmética dos retornos diários; e

N = Número de observações.

c) Beta

O Beta é um indicador técnico amplamente utilizado no campo das finanças para medir o risco sistemático de um ativo em relação a um índice de mercado. Tal risco, por sua natureza inerente, não pode ser eliminado por meio da diversificação da carteira. Essa ferramenta provê aos investidores informações valiosas sobre como um ativo pode se comportar em relação ao mercado e é usado para auxiliar na tomada de decisões de investimento, como a seleção de ativos com base em seu perfil de risco. De forma sucinta, o Beta proporciona aos investidores uma medida da tendência de movimentação de um ativo, em relação aos movimentos gerais do mercado.

Sua expressão matemática é:

$$\beta = \frac{Cov(R_i, R_m)}{Var(R_m)}$$

Em que:

β : Beta

$Cov(R_i, R_m)$: representa a covariância entre o retorno do ativo e o retorno do mercado,

$Var(R_m)$: é a variância do retorno do mercado.

Assim, um $\beta > 1$ para um ativo indica que este ativo tem risco acima da carteira de mercado, enquanto um $\beta < 1$ indica um ativo inferior ao de mercado.

d) Lucro por Ação

É um quociente cujo propósito é indicar quão lucrativa uma empresa se apresentou no manejo, com os recursos disponibilizados dos acionistas. O LPA é obtido na divisão do lucro ou prejuízo líquido do exercício pelo número de ações em circulação.

$$LPA = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Nº de ações}}$$

e) Retorno médio das ações

O retorno médio de ações é uma medida que representa o desempenho histórico de uma ação em um determinado período de tempo, e pode ser usado como uma estimativa do potencial de retorno futuro. Essa medida é amplamente utilizada por investidores e analistas financeiros para avaliar o desempenho de ações individuais, bem como do mercado de ações como um todo.

No entanto, é importante lembrar que o retorno médio de uma ação não é uma garantia de retorno futuro e que os retornos passados não são necessariamente indicativos de retornos futuros.

Retorno médio

$$= (\text{Retorno } 1 \times \text{Peso } 1) \\ + (\text{Retorno } 2 \times \text{Peso } 2) + \dots + (\text{Retorno } n \times \text{Peso } n)$$

Em que:

Retorno 1, Retorno 2, ..., Retorno n são os retornos de uma ação em diferentes períodos de tempo;

Peso 1, Peso 2, ..., Peso n são os pesos dados a cada retorno, que podem ser iguais ou diferentes.

Como *inputs*, representando os insumos, serão utilizados os indicadores de mercado P/L e LPA. E como *output*, representando o produto, será utilizado o retorno de mercado.

Quadro 1: Descrição de insumos e produtos

INDICADOR	DESCRIÇÃO	CLASSIFICAÇÃO	FONTE
Preço/Lucro	Cotação da ação dividido pelo lucro por ação	Insumo	Economatica
Volatilidade	Medida de variabilidade da curtose	Insumo	Economatica
Beta	Medida de risco trimestral da ação	Insumo	Economatica
LPA	Lucro por ação	Produto	Economatica
Retorno Médio das Ações	Desempenho trimestral das ações da carteira	Produto	Economatica

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados da aplicação da metodologia DEA. Serão apresentadas as ações consideradas eficientes e a análise de eficiência. Será apresentada a carteira de investimentos contendo as ações consideradas eficientes pela aplicação do modelo VRS.

4.1 ANÁLISE DA ESTATÍSTICA DESCRITIVA

Nesta subseção são apresentados os resultados da estatística descritiva, permitindo visualizar informações referentes aos primeiros momentos das variáveis estudadas no período de 2020 a 2022. A fim de aprimorar a análise dos dados em diferentes momentos ao longo do tempo, a série temporal foi dividida em três janelas temporais distintas. A primeira janela compreende o período de janeiro de 2020 a dezembro de 2021, a segunda janela abrange de janeiro de 2021 a junho de 2022, e a terceira janela corresponde ao período completo de janeiro de 2020 a junho de 2022.

Além disso, foram aplicados filtros nos indicadores P/L (preço/lucro) e LPA (lucro por ação) para incluir somente empresas que apresentaram resultados positivos em pelo menos quatro trimestres, não necessariamente consecutivos. Essa abordagem foi adotada considerando que, para a análise de eficiência utilizando o DEA, não seria apropriado manter na amostra empresas que registraram prejuízo. A inclusão dessas empresas poderia enviesar os resultados, uma vez que o DEA é um método relativo que avalia a eficiência em relação a outras unidades de decisão. Portanto, a filtragem foi realizada visando assegurar uma análise consistente e confiável.

Tabela 1: Estatística Descritiva dos indicadores de 2020 a 2022

	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	IQR	Desvio-Padrão
PL	18,96	1.063,95	88,81	164,97	98,51	233,68
BETA	0,43	1,64	1,03	1,06	0,36	0,29
VOL	17,83	36,26	24,12	24,67	6,43	4,90
LPA	0,0052	1,6548	0,1194	0,2076	0,1076	0,3095
RM	-28,02	17,42	-8,33	-7,61	10,58	10,79

As funções dos múltiplos estão fundamentalmente associadas a três variáveis: o risco, o crescimento e o potencial de geração de fluxo de caixa. O P/L, portanto, é uma razão de payout pela expectativa de crescimento do retorno da empresa. Analisando a Tabela 1, à luz dos valores nas Tabelas 2 e 3, nota-se uma ampla variação nos resultados, com valores mínimos próximos a 19 e valores máximos chegando a 1.063,95. A média do P/L foi bastante alta, chegando a 164,97 na primeira janela de tempo, o que indica que parte das empresas apresentou lucros baixos, ocasionando uma alta razão de preço-lucro. O IQR, que representa a dispersão dos dados, é de 98,51, sugerindo uma distribuição relativamente ampla. O desvio-padrão, que mede a variabilidade dos dados em relação à média, foi alto, marcando 233,68, o que indica uma grande dispersão dos valores em relação à média.

Os resultados do Beta variaram entre 0,43 e 1,64, o que significa que as empresas apresentaram diferentes níveis de sensibilidade em relação às flutuações do mercado. A mediana, que está em torno de 1,03, indica que metade dos dados está abaixo desse valor, enquanto a média é um pouco maior, em 1,06. Isso sugere que as empresas apresentaram um nível ligeiramente maior de risco sistemático e não diversificável, o que é condizente com o período pandêmico e empresas novas com capital recentemente aberto na B3.

Os resultados da volatilidade indicam a amplitude das flutuações dos preços das ações das empresas da amostra. A faixa de valores entre 17,83 e 36,26 mostra que algumas empresas tiveram movimentos de preço mais intensos do que outras. A média, por seu turno, foi de 24,67, um pouco mais alta, sugerindo uma volatilidade média um levemente maior. O IQR de 6,43 indica uma dispersão moderada dos dados, ou seja, os valores estão espalhados em uma faixa razoável. O desvio-padrão de 4,90 mostra que os valores tendem a variar em relação à média, com uma variabilidade considerável.

Por seu turno, os resultados do LPA foram uniformemente baixos, com média de 0,2076 na série temporal completa, o que significa que a lucratividade por ação das empresas não atingiu desempenho satisfatório. Fatores macroeconômicos, como mudanças nas políticas governamentais, e choque de oferta durante a pandemia impactaram negativamente a rentabilidade das empresas. O IQR de 0,1076 (Tabela 1) corrobora com a homogeneidade dos resultados, isto é, limpando a influência de outliers, o retorno das ações foi mais uniforme.

Os resultados do retorno das ações, dado o período conturbado em que as empresas da amostra “nasceram”, foram aceitáveis, apresentando valores mínimos de -28,02 e máximos de 17,42. O retorno médio das ações da amostra foi de -7,61% entre 2020 e 2022, enquanto o IBOV⁹ apresentou retorno de -15,93%¹⁰ no mesmo período. Apesar do resultado ser negativo, o desempenho foi superior ao principal *benchmark* no mercado. É relevante salientar que parte das empresas da amostra estreou na B3 durante um momento de baixa do mercado. O período do estudo inicia-se em janeiro de 2020 e do mesmo ano a Organização Mundial da Saúde (OMS) declara a pandemia de COVID-19. A partir desse marco, ocorreram ainda outras quedas históricas que impactaram negativamente a média de retorno das ações, dificultando a recuperação, uma vez que quanto maior a queda de uma ação, maior será o retorno necessário para compensar as perdas e alcançar a neutralidade.

Nota-se, ainda, que o RM no recorte temporal de 2021 a 2022 foi o que apresentou o maior resultado negativo, cuja principal causa foi a mudança no cenário macroeconômico: a taxa de juros começou a subir no final de 2021 para conter a inflação após a adoção de política monetária expansionista. Esta, por sua vez, aumentou em decorrência do (i) choque de oferta, (ii) demanda agregada maior que oferta agregada, (iii) desvalorização cambial, (iv) inércia inflacionária e (v) expectativa de inflação. Por causa disso, o lucro das empresas é afetado e,

⁹ Benchmark do mercado brasileiro, composto pelas maiores empresas de capital aberto do país.

¹⁰ Disponível para consultar em: www.google.com/finance.

consequentemente, o retorno das suas ações, o qual tem as expectativas reajustadas conforme os resultados.

4.2 RESULTADOS DA CARTEIRA DE INVESTIMENTOS

O modelo VRS, uma extensão do modelo CCR, orientado a insumo, foi implementado no RStudio, usando o pacote Benchmarking¹¹. Na amostra foram identificados muitos valores negativos no indicador P/L, por isso optou-se por filtrar apenas empresas cujos insumos tenham sido maiores do que zero por pelo menos 4 trimestres.

4.2.1 EFICIÊNCIA GERAL

A Tabela 2 abaixo mostra o cálculo das eficiências para todas as 29 ações que foram possíveis ser utilizadas no modelo, das quais 3 foram eficientes entre 2020 e 2021, 6 foram eficientes de 2021 a 2022 e 9 foram eficientes na série temporal completa, de 2020 a 2022; ao todo, 10 empresas foram eficientes em algum dos períodos. As DMUs eficientes aparecem destacadas em negrito.

Tabela 2: Eficiência das Ações

Empresa	Setor	Eficiência Média de 2020 a 2021	Eficiência Média de 2021 a 2022	Eficiência Média Geral (de 2020 a 2022)
Aeris	Bens industriais	0.8556	0.6535	0.6482
Allied	Tecnologia	-	0.5503	0.5442
Ambipar	Água e saneamento	0.9963	-	-
Aura360	Mineração	1	1	1
Bemobi Tech	Tecnologia	-	0.6901	0.6901
Blau	Saúde	-	0.8172	0.8106
BoaVista	Financeiro	0.6864	0.6469	0.6372
Brisanet	Telecomunicações	-	0.7036	0.6961
Caixa Seguridade	Financeiro	-	1	1

¹¹ Criado por Peter Bogetoft e Lars Otto, com diversas suposições de rendimentos de escala e orientações, além de realizar análise de fronteiras estocásticas.

Cury	Construção Civil	0.8587	0.8891	0.8907
Espaçolaser	Varejo	-	0.5957	0.5957
Grupo Mateus	Alimentos	0.9268	0.9402	0.9402
Grupo Soma	Varejo	0.9045	0.7638	0.7836
Intelbras	Tecnologia	-	1	1
JSL	Infraestrutura e Logística	0.8587	0.8608	0.8587
Lavvi	Construção Civil	0.7763	0.9095	0.9114
Locaweb	Tecnologia	1	-	1
Mater Dei	Saúde	-	0.7490	0.7468
Melnick	Construção Civil	0.7245	0.8146	0.8240
Mitre Realty	Construção Civil	0.7644	0.7273	0.7465
Modalmais	Financeiro	-	0.5008	0.4984
Moura Dubeux	Construção Civil	0.7887	0.7105	1
Neogrid	Tecnologia	0.5121	0.6015	1
Petrorecôncavo	Biocombustíveis	-	1	1
Petz	Varejo	-	0.6501	0.6501
Plano&Plano	Construção Civil	0.6649	0.7271	0.7173
Quero-Quero	Varejo	0.8495	0.7797	0.8067
Rede D'Or	Saúde	0.9586	1	1
Track Field	Varejo	1	0.8656	0.8459
Vamos	Aluguel de carros	-	1	1

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

Dentre as empresas que fizeram IPO no período analisado, o único setor que apresentou concentração empresas eficientes foi o de Tecnologia, com 3 empresas de um total de 10. As companhias eficientes materializam o bom desempenho deste setor durante a pandemia.

Empresas físicas não consideradas essenciais foram obrigadas a fechar seus espaços presenciais e o volume de vendas e negócios se concentrou pela internet, impulsionando o resultado do segmento de Tecnologia da Informação que temos no Brasil, empresas cujos serviços são relacionados à digitalização de outras empresas e prestação de serviços B2B¹². Essa demanda crescente foi um fator determinante para o desenvolvimento do setor.

Outras empresas que também apresentaram eficiência máxima pertencem a setores diversos, tais como Mineração (1), Financeiro (1), Construção Civil (1), Biocombustíveis (1), Saúde (1), Varejo (1) e Aluguel de Carros (1). Isso indica que o desempenho não está necessariamente relacionado à natureza do setor em si. Esse achado sugere que fatores internos, como estratégias de gestão, operações eficientes e habilidades organizacionais, podem desempenhar um papel fundamental na determinação da eficiência empresarial.

É relevante destacar que os resultados encontrados na eficiência geral, tanto de empresas quanto de setores, foram diferentes das eficiências após aplicar a técnica *bootstrap* com mil repetições. Essa diferença pode ser atribuída à incorporação da incerteza estatística, à consideração de desvios da distribuição esperada dos dados e à capacidade de lidar com valores atípicos. Esses fatores combinados resultam em estimativas mais robustas e confiáveis da eficiência, fornecendo uma perspectiva mais precisa sobre o desempenho relativo das empresas analisadas.

4.2.2 EFICIÊNCIA COM *BOOTSTRAP*

Para além da eficiência máxima, os resultados estão apresentados em eficiência inferior, superior e média para o intervalo de confiança utilizando a técnica *bootstrap* com mil repetições do período entre 2020 e 2022. A fim de melhorar a visualização, os resultados de eficiência média foram divididos em quartis, conforme ilustrado acima. A carteira de investimentos final será composta com os ativos cuja eficiência esteja dentro do último quartil.

Figura 2: Divisão dos resultados por quartis

¹² Business-to-business, que se refere às transações comerciais realizadas entre empresas.

Primeiro quartil (1Q)	Segundo quartil (2Q)	Terceiro quartil (3Q)	Quarto quartil (4Q)
• Muito baixa • 0 - 25%	• Baixa • 25,01 - 50%	• Alta • 50,01% - 75%	• Muito alta • 75,01% - 100%

Devido à seleção dos dados apenas das empresas cujos índices de preço/lucro (P/L) e lucro por ação (LPA) foram maiores que zero, a amostra apresenta um viés positivo, pois inclui somente as empresas com melhor desempenho financeiro. Portanto, constata-se que nenhuma empresa da amostra demonstrou eficiência "muito baixa" (1º quartil) em nenhuma das janelas temporais.

No quartil de "eficiência baixa" (2Q), no período entre 2020 e 2022, foram identificadas duas empresas: Allied (Tecnologia) e Banco Modalmais (Financeiro), com eficiências médias de 50,20% e 48,24% respectivamente, entre 2020 e 2022. A Allied Tecnologia possui um modelo de negócios focado no licenciamento, distribuição e comercialização de produtos eletrônicos. Uma parte significativa da receita atual da empresa está vinculada ao comércio de eletrônicos, o que a expõe aos efeitos do setor varejista e pode justificar o desempenho. O Banco Modalmais, por seu turno, apresenta um desempenho abaixo do esperado em comparação com outras instituições financeiras do setor. Considerando a solidez e o potencial do setor financeiro no Brasil, que conta com uma ampla base de consumidores, seria razoável esperar resultados financeiros mais positivos para o banco.

Além dessas empresas, a janela entre 2020 e 2021, no 2Q, apresentou mais uma companhia, dessa vez de tecnologia: Neogrid, cujo modelo de negócios é centrado em SaaS¹³, com 49% de eficiência. O desempenho se deu ao prejuízo que a empresa apresentou no 4T21, de efeitos não-caixa, em decorrência das atividades de investimento e aquisição de empresas, operações que compõem a estratégia de crescimento inorgânico e expansão na Neogrid. No entanto, é importante ressaltar que, no período subsequente de 2021 a 2022, a empresa apresentou melhorias significativas nos resultados, elevando-se para o quartil de alta eficiência, atingindo 58% de eficiência. Isso evidencia a eficácia das estratégias implementadas pela Neogrid para promover seu crescimento e expansão.

¹³ Software as a Service, significa Software como Serviço, em português.

Em todos os recortes temporais os quartis superiores de eficiência demonstraram uma maior concentração de empresas demonstraram uma maior concentração de empresas, com especial destaque para o setor da Construção Civil, que contou com a presença de seis empresas, seguido pelo setor Varejo, com cinco empresas. A Construção Civil é um importante motor da economia brasileira, o qual representa 6,2% do PIB brasileiro e 34% do PIB Industrial, de acordo com o CBIC¹⁴, além de ser responsável por 195 mil postos de empregos em 2022, um aumento de 8,42%, segundo a CAGED¹⁵. Historicamente, o governo brasileiro fomenta a Construção Civil via programas de subsídio habitacional nos financiamentos, como o MCMV (Minha Casa Minha Vida) que ganhou uma nova roupagem e se transformou no PCVA (Programa Casa Verde Amarela), o que possibilita que as empresas do setor apresentem resultados acima da média.

O setor demonstrou resiliência e robustez em todos os recortes temporais. Este é conhecido por apresentar uma resposta mais lenta a crises econômicas, porém também se recupera de forma mais ágil. A concentração de empresas pertencentes a esse setor nos quartis superiores de eficiência indica que elas implementaram estratégias eficientes no âmbito microeconômico. Dentre essas estratégias, destaca-se a gestão de custos, que foi adotada para contornar o principal obstáculo enfrentado no período analisado: o choque de oferta e consequente aumento nos preços dos insumos. Além disso, essas empresas também buscaram otimizar seus processos internos e aproveitar as oportunidades de investimento no âmbito macroeconômico. As varejistas, por sua vez, alcançaram um bom desempenho apesar dos desafios conhecidos enfrentados pelo setor, demonstrando serem menos sensíveis aos efeitos da inflação. Isso se deve ao fato de que seus modelos de negócio são direcionados às classes com um nível razoável de poder aquisitivo, permitindo margens de lucro mais confortáveis.

No cenário brasileiro, o setor de Tecnologia da Informação se destaca por sua ênfase nos serviços B2B, mesmo estando aquém da constante inovação de produtos e serviços disruptivos observada nas renomadas "big five" ou FAANGs nos Estados Unidos. Tecnologia é um setor com seara fértil para continuar crescendo ao longo dos anos e que tende a sentir menos o impacto de fatores externos, como crises macroeconômicas ou políticas. Entre as empresas que merecem destaque nesse contexto, no período completo, encontramos a

¹⁴ Câmara Brasileira da Indústria da Construção.

¹⁵ Cadastro Geral de Empregados e Desempregados, um instrumento utilizado pelo Ministério do Trabalho para acompanhar a situação dos trabalhadores celetistas no Brasil.

Locaweb, Intelbras, Bemobi Tech e Neogrid, com índices médios de eficiência ao longo do período estudado de 82,38%, 84,95%, 66,35% e 58,32%, respectivamente.

A Neogrid e a Locaweb seguem o modelo de negócios predominante no setor tecnológico brasileiro, com foco no desenvolvimento de software SaaS. Por sua vez, a Intelbras direciona seus esforços para a venda de produtos e serviços que envolvem tecnologia e comunicação, enquanto a Bemobi foca em soluções de distribuição e monetização de aplicativos, jogos e serviços para celular, voltados a PaaS¹⁶.

No segmento varejista, cinco empresas se destacaram no período completo, compreendido de 2020 a 2022: Lojas Quero-Quero, Track Field, Grupo Soma, Petz e Espaçolaser, com índices de eficiência de 77,36%, 76,10, 71,13%, 63,08% e 58,15%, respectivamente. A Quero-Quero oferece uma solução integrada no setor de Casa e Construção, e seu desempenho foi impulsionado pelo aquecimento da indústria da Construção Civil. A Track Field e o Grupo Soma, por sua vez, embora sejam do varejo, não são tão sensíveis à inflação porque os seus negócios são voltados para as classes com maior poder aquisitivo, o que dá maiores margens para que a empresa opere com maior eficiência.

A empresa Espaçolaser, atuante em um segmento altamente competitivo, apresentou evidências de uma gestão eficiente e sólida durante o período analisado, mesmo em um contexto de inversão da curva de juros. A Petz, por sua vez, se beneficia de um segmento em ascensão no Brasil, o qual apresenta considerável potencial de crescimento em comparação com o maior mercado mundial desse setor, os Estados Unidos.

O setor de Saúde apresentou empresas de destaque, como a rede de hospitais Rede D'Or e a farmacêutica Blau, que alcançaram eficiências de 95,02% e 75,61%, respectivamente. Essas empresas se beneficiaram do contexto da pandemia de COVID-19, que impulsionou a demanda por serviços de saúde e levou a uma mudança no comportamento do consumidor, que passou a dar maior importância à sua saúde. Tanto a Rede D'Or quanto a Blau souberam aproveitar essa oportunidade e demonstraram uma gestão eficiente de seus recursos para alcançar altos níveis de eficiência.

O setor Financeiro também teve presença significativa nos quartis de alta eficiência, com destaque para duas empresas em particular. A primeira é a Caixa Seguridade, que atua no

¹⁶ Platform as a Service, significa Plataforma como Serviço, em português.

segmento de Seguros. Essa empresa se beneficiou dos incentivos governamentais e de políticas econômicas favoráveis, além de demonstrar uma gestão eficiente de riscos. Sua eficiência foi medida em 95,39%. A segunda empresa é a BoaVista, cujo modelo de negócios é centrado em informações de crédito. Apesar de enfrentar um ambiente desafiador, a BoaVista alcançou um índice de eficiência de 57,90%. Ambas as empresas do setor Financeiro demonstraram capacidade de otimizar recursos e se destacar no cenário competitivo.

Empresas representativas de diversos setores, como Biocombustíveis, Mineração, Alimentos, Infraestrutura e Logística, Agronegócio, Água e Saneamento, Bens Industriais e Aluguel de Carros, demonstraram eficiência em suas operações. Notavelmente, uma empresa de cada setor se destacou, indicando que o desempenho positivo está mais associado a fatores internos específicos (microeconômicos) de cada empresa do que apenas às características gerais do setor em que atuam ou do período. Esses resultados ressaltam a importância de fatores internos na determinação da eficiência empresarial.

As Figuras 3, 4 e 5¹⁷ dos níveis de confiança de 95% com os intervalos *bootstrap* apresentam amplitudes¹⁸ bem diversas, destacando-se com uma leve concentração de intervalos maiores em empresas do setor de Construção Civil e Tecnologia (Figura 3), Varejo e Saúde (Figura 4) e Financeiro, Agronegócio e outros setores diversos (Figura 5). Intervalos de confiança maiores indicam maior variabilidade nos resultados estimados de eficiência, resultando em maior incerteza sobre a verdadeira eficiência das empresas nos setores analisados.

A concentração de intervalos maiores nos setores de Construção Civil, Tecnologia, Varejo, Mineração e Aluguel de Carros sugere maior variabilidade nos resultados de eficiência nessas indústrias, possivelmente devido a diferenças nas atividades, práticas operacionais e características das empresas. É importante considerar a incerteza e a variabilidade ao analisar empresas nesses setores, pois as diferenças observadas nos efeitos estimados podem ser menos consistentes ou mais influenciadas por fatores aleatórios. Em geral, os resultados destacam a importância de interpretar com cautela os resultados de eficiência, especialmente nos setores com intervalos de confiança maiores, ao tomar decisões e considerar as implicações práticas dos resultados obtidos por meio do *bootstrap*.

¹⁷ Ver Apêndice B.

¹⁸ O tamanho dos intervalos de confiança é uma medida da incerteza associada aos efeitos estimados obtidos por meio do método *bootstrap*.

É possível observar que há sobreposições em alguns setores e empresas, a exemplo de Melnick (Tecnologia) com um intervalo de confiança contido nos intervalos de Locaweb e Intelbras (Tecnologia) e Moura Dubeux, Lavvi e Cury (Construção Civil), indicando que as estimativas de uma estão incluídas nas estimativas de outras. Essa sobreposição de intervalos de confiança sugere que não há diferenças estatisticamente significativas entre as empresas em relação às métricas em análise. Portanto, não podemos afirmar com confiança estatística que uma empresa ou setor é superior ou inferior à outra nessa métrica específica.

4.2.3 CARTEIRAS DE INVESTIMENTOS FINAL

A Tabela 3 apresenta os resultados do retorno médio, beta e volatilidade das carteiras construídas utilizando o modelo DEA durante o período de janeiro de 2020 a junho de 2022. Esses resultados são comparados com o desempenho do Ibovespa, que é utilizado como referência (benchmark).

A carteira DEA é composta por todos os 29 ativos considerados eficientes na amostra. A carteira DEA(3Q) é composta exclusivamente pelas empresas que cuja eficiência foi classificada como alta, contendo 11 ativos. A carteira DEA(4Q) é composta pelos ativos pertencentes ao quartil de eficiência máxima, totalizando 16 empresas. Por fim, a carteira DEA MAX é formada pelos ativos que se encontram no último decil de eficiência (a partir de 90%), totalizando 3 empresas.

Tabela 3: Retornos do período 2020-2022 (%) alcançados pelo Modelo DEA em diferentes quartis e Ibovespa

	DEA	DEA(3Q)	DEA(4Q)	DEA MAX	IBOVESPA ¹⁹
Retorno médio	-7,61%	-12,12%	-2,35%	-11,27	-14,78%
Beta	1.06	1.17	0,93	0,85	1
Volatilidade	24,67%	26,70%	22,00%	18,32%	13,68%

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

A utilização do modelo DEA revelou-se altamente eficaz na medição da eficiência das empresas, como evidenciado na Tabela 3. Os resultados indicaram que a carteira gerada por meio desse estudo apresentou retornos menos negativos (-2,35%) em comparação ao mercado

¹⁹ Disponível em: www.google.com/finance.

de referência (Ibovespa, -15,93%). A carteira escolhida por esse estudo foi a DEA 4Q e baseou-se exclusivamente nas empresas que se encontram no quartil superior de eficiência, demonstrando os melhores desempenhos que superaram o mercado, mesmo considerando a localização dessas empresas no quadrante negativo. O desempenho de todas as variações entre quartis de eficiência do modelo DEA demonstraram ser superiores ao Ibovespa, o qual apresentou retorno médio de -15,93% no período, contra -2,35% da carteira escolhida, -7,61% da carteira com todas as 29 empresas eficientes da amostra (DEA) e -11,27% da carteira DEA MAX.

Antecipadamente, era esperado que o retorno médio fosse negativo, considerando a natureza do período analisado. No entanto, optou-se por essa amostra com o objetivo de investigar se, mesmo durante um período tão turbulento e incerto, como a crise do causada pelo SARS-CoV-2, que representa a maior crise deste século desde a crise do *subprime*, seria possível selecionar empresas recém-listadas na B3 para compor uma carteira de investimentos que apresentasse um desempenho superior ao mercado.

Com base nos resultados apresentados, a carteira DEA(4Q) teve um retorno médio superior ao IBOVESPA, indicando um melhor desempenho durante o período analisado. Além disso, a carteira DEA(4Q) apresentou um beta inferior a 1, sugerindo uma menor sensibilidade às flutuações do mercado em comparação com o IBOVESPA. No entanto, é importante destacar que a carteira DEA(4Q) apresentou uma volatilidade maior que o mercado, o que indica um maior nível de risco em relação ao IBOVESPA, devendo ser considerado na escolha tanto o retorno quanto o risco.

Os resultados obtidos demonstraram que, de fato, é possível filtrar cuidadosamente empresas e construir uma carteira de investimentos eficiente que supere o retorno médio do mercado, mesmo com empresas recém-listadas e durante períodos delicados. Essa constatação reforça a importância de seguir o princípio de preservação de capital mencionado por Warren Buffett e é destacada por Schroeder (2008), em que a primeira regra de investimento é evitar perdas significativas. Essa abordagem prudente e focada na minimização de riscos pode contribuir para a construção de carteiras de investimentos mais resilientes e lucrativas. Portanto, a seleção criteriosa de ativos, mesmo em momentos desafiadores, pode resultar em um desempenho superior.

A carteira de investimentos de maior rentabilidade obtida neste estudo está apresentada no Tabela 4 abaixo.

Tabela 4: Composição da Carteira DEA(4Q)

Empresa	Setor
Aura360	Mineração
Blau	Saúde
Caixa Seguridade	Financeiro
Cury	Construção Civil
Grupo Mateus	Alimentos
Intelbras	Tecnologia
JSL	Infraestrutura e Logística
Lavvi	Construção Civil
Locaweb	Tecnologia
Melnick	Construção Civil
Moura Dubeux	Construção Civil
Petrorecôncavo	Biocombustíveis
Quero-Quero	Varejo
Rede D'Or	Saúde
Track Field	Varejo
Vamos	Aluguel de Carros

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve como objetivo avaliar a viabilidade da utilização da Análise Envoltória de Dados na construção de carteiras de investimento para o mercado de ações brasileiro. Para esta finalidade, foi aplicado o modelo de Retorno Variável de Escala (VRS). A pesquisa buscou examinar a hipótese de que as carteiras otimizadas pelo modelo apresentariam desempenhos superiores às aquelas formadas pelas empresas mais representativas e negociadas na Bolsa de Valores nos últimos meses. A motivação por trás deste estudo residia na busca por uma abordagem eficiente na seleção de ativos, com o objetivo de alcançar uma rentabilidade superior à do índice Ibovespa. Essa abordagem teria como diferencial empresas que recentemente realizaram IPO na B3, as quais normalmente carregam expectativas elevadas em relação a esses ativos, muitas vezes extrapolando a realidade.

Os resultados obtidos neste estudo indicam que a abordagem criteriosa na seleção de ativos, mesmo em períodos desafiadores, pode levar a um desempenho superior e à construção de carteiras de investimentos mais resilientes e lucrativas. No entanto, é fundamental lembrar que a construção de uma carteira eficiente requer análises contínuas e ajustes periódicos, levando em consideração as mudanças nas condições do mercado e nas expectativas de retorno e risco.

Em suma, a utilização do modelo DEA na composição de carteiras durante crises proporciona uma ferramenta eficaz para identificar ativos eficientes e potencialmente superar o desempenho do mercado. Essa abordagem, combinada com uma gestão prudente de riscos, pode contribuir para a obtenção de retornos mais favoráveis e para a proteção do capital dos investidores em momentos de volatilidade e incerteza.

Os resultados obtidos indicam que a carteira DEA(4Q) demonstra um desempenho superior em termos de rentabilidade em comparação com outras carteiras e em relação ao benchmark utilizado. Nesse contexto, a capacidade da carteira DEA(4Q) de minimizar perdas é destacada, uma vez que apresenta uma queda menor do que o mercado. Isso ressalta a importância de não apenas buscar retornos positivos, mas também de preservar o capital ao evitar perdas significativas, conforme a perspectiva de Warren Buffet.

No entanto, ao buscar maiores retornos ou menores quedas, os investidores se deparam com um dilema: optar por uma estratégia com menor risco e potencial de retorno reduzido ou assumir maior risco em busca de um retorno mais elevado. Essa decisão envolve uma análise

cuidadosa das características dos ativos, considerando tanto o retorno esperado quanto o nível de risco associado.

Em suma, os resultados destacam a importância de equilibrar o risco e o retorno na seleção de uma carteira de investimentos. Embora buscar maiores retornos seja desejável, a preservação do capital através da minimização de perdas é igualmente relevante. Portanto, os investidores devem considerar cuidadosamente as opções disponíveis e avaliar o trade-off entre risco e retorno ao tomar suas decisões de investimento.

Para estudos futuros, sugere-se a expansão da pesquisa, explorando diferentes períodos e combinando a abordagem DEA com a Teoria Moderna de Portfólio, como proposta por Markowitz, e suas variantes. Especificamente, poderiam ser investigados outros intervalos temporais que englobem diferentes contextos econômicos e eventos, a fim de analisar a robustez e a consistência dos resultados obtidos, mantendo a abordagem de seleção de empresas com IPO recente. Quando se trata de empresas recém-listadas, é crucial ter em mente que elas podem carregar expectativas elevadas que frequentemente vão além da realidade. Portanto, uma análise cuidadosa da viabilidade e sustentabilidade dessas empresas, levando em consideração fatores como estrutura financeira, perspectivas de crescimento e capacidade de adaptação a cenários adversos, seria uma contribuição relevante para estudos futuros. Essa perspectiva permitiria avaliar se a eficácia da abordagem baseada em DEA se mantém ao longo do tempo, mesmo diante de diferentes condições de mercado.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA BRASIL. **Caged registra criação de 195,2 mil postos de trabalho em março**. Brasília, 2023. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2023-04/caged-registra-criacao-de-1952-mil-postos-de-trabalho-em-marco>>. Acesso em: 10 abr. 2023.

ALEXANDRINO, Fernando Queiroz de Lira et al. Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na Composição de Carteira de Investimento Diversificada e Eficiente. **Revista Científica Eletrônica de Engenharia de Produção**, Rio de Janeiro, v. 17, n. 2, 2017.

ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças Corporativas e Valor**. São Paulo, 2020, ed. 8. Editora Grupo GEN. E-book. ISBN 9788597026184. Disponível em: <<https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788597026184/>>. Acesso em: 01 jun. 2023.

ANBIMA. **Raio X do Investidor Brasileiro, 4ª edição**. Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais - ANBIMA, 2021.

ASSIS, Ana Carolina Velloso; MARCHETTI, Dalmo dos Santos; DALTO, Edson José. **Panoramas Setoriais 2030 - Logística**. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social - BNDES, 2017. Disponível em: <https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/14217/2/Panoramas%20Setoriais%202030%20-%20Log%C3%ADstica_P_BD.pdf>. Acesso em: 10 abr. 2023.

B3. Perfil pessoas físicas: Nossos investidores. **B3**, 2022. Disponível em: <https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/perfil-pessoas-fisicas/perfil-pessoa-fisica/#:~:text=Perfil%20pessoas%20f%C3%ADsticas&text=Em%202018%2C%20o%20n%C3%BAmero%20de,aumento%20de%20mais%20de%20700%25>. Acesso em: 21

BEZERRA, Sandra. CBIC - Câmara Brasileira da Indústria da Construção. **PIB: Construção Civil mostra sua força e cresce acima da economia nacional**. Brasília, 2022. Disponível em: <<https://cbic.org.br/pib-construcao-civil-mostra-sua-forca-e-cresce-acima-da-economia-nacional/>> Acesso em 10 de abril de 2023.

BISSO, C. S.; CALDEIRA, J. F.; SAMANEZ, C. P.; TELLES, G. R. Produtividade e eficiência no mercado de fundos de investimento no Brasil: uma abordagem comparativa. **Revista Brasileira de Finanças**, Rio de Janeiro, v. 14, n. 3, 2016.

DE BOLLE, Monica B. **Como Matar a Borboleta-Azul: Uma Crônica da Era Dilma**. Rio de Janeiro, 2016, ed. 1. Editora Intrínseca.

DOMINGUES, Paulo Cesar Magalhães *et al.* **Plano Decenal de Expansão de Energia 2030**. Empresa de Pesquisa Energética - EPE. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-490/PDE%202030_RevisaoPosCP_rv2.pdf>. Acesso em: 10 abr. 2023.

FABOZZI, Frank J. et al. **Robust portfolio optimization and management**. 1 st Edition. New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.

Longaray, A. A., Sá, A. F., Machado, C. M. dos S., Munhoz, P. R., & Tondolo, V. G. Uso da técnica DEA-Sharpe na análise do comportamento de carteiras de investimentos. **Revista Exacta**, São Paulo, v. 17, n 3, 2019.

LOPES, A. L. M. PIGATTO, M. LANZER, E.A.; LIMA, M.V.A.; DUTRA, A. **Desempenho de Carteiras de Ações Compostas por Ações Seleccionadas por Análise Envoltória de Dados de Indicadores**. 5º Encontro Brasileiro de Finanças, Vitória, 2006.

LOPES, A. L. M.; LIMA, M.V.A.; DUTRA, A.; SAURIN, V. **Data Envelopment Analysis - DEA como estratégia para seleção de carteiras de investimento: uma aplicação a 13 anos do mercado de ações brasileiro**. In: XXXII EnANPAD, 2008, Rio de Janeiro.

LOPES, A. L. M.; PIGATTO, M.; LANZER, E.A.; LIMA, M.V.A. **Seleção de carteiras de ações compostas por ações seleccionadas por análise envoltória de dados**. In: Encontro Brasileiro de Finanças, 2006, Vitória. Anais do VI Encontro Brasileiro de Finanças, 2006. v. 1.

MARKOWITZ, Harry M. **Portfólio Selection**. Journal of Finance, vol.7, n. 1, pp. 77-91. Mar. 1952.

MURTHI, B.; CHOI, Y.; DESAI, P. **Efficiency of mutual funds and portfolio performance measurement: A non-parametric approach**. European Journal of Operational Research, 1997.

RIZZO, Ana Lucia Tucci. **Estudo e Aplicações da Técnica Bootstrap**. São Paulo, 2006.

SÁ, Antonio; CASTRO, David; BENOTTI, Fabíola. **Raio x do Investidor Brasileiro**. Rio de Janeiro, 2021, ed. 4.

SCHROEDER, A. et al. **A bola de neve: Warren Buffett e o negócio da vida**. Rio de Janeiro, 2008, ed. 1. Editora Sextante.

SIEGEL, Jeremy J. **Stocks for the Long Run: The Definitive Guide to Financial Market Returns & Long-Term Investment**. New York, 2013, ed. 5. Publishing company McGraw-Hill.

SOUZA, Arlindo. **Como calcular a volatilidade histórica e implícita de uma ação**. TC. São Paulo, 2022. Disponível em: <<https://site.tc.com.br/blog/renda-variavel/volatilidade-mercado-opcoes>>. Acesso em 30 nov. 2022.

VIEGAS, João P. F. **Data Envelopment Analysis e Teoria Moderna do Portfólio na Construção de Carteiras de Investimento**. Coimbra, 2021.

APÊNDICE

APÊNDICE A: ESTATÍSTICA DESCRITIVA

Tabela 5: Estatística Descritiva dos indicadores de 2020 a 2021

	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	IQR	Desvio-Padrão
PL	16,61	408,55	107,38	135,95	146,60	104,89
BETA	0,40	1,27	0,80	0,80	0,34	0,25
VOL	16,29	31,81	22,22	22,71	6,33	4,44
LPA	0,0023	1,5466	0,1154	0,2057	0,1280	0,3456
RM	-20,75	32,25	-3,14	-2,34	11,20	12,06

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

Tabela 6: Estatística Descritiva dos indicadores de 2021 a 2022

	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	IQR	Desvio-Padrão
PL	19,81	1.063,95	87,79	157,36	101,54	236,86
BETA	0,46	1,64	1,10	1,09	0,44	0,29
VOL	17,83	36,26	23,95	24,43	6,38	4,68
LPA	0,0091	1,2001	0,1243	0,2033	0,1302	0,2386
RM	-28,02	9,82	-9,54	-9,95	11,85	9,36

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

APÊNDICE B: EFICIÊNCIA GERAL

Tabela 7: Eficiência das Ações entre 2020 e 2021

Empresa	Setor	Eficiência Inferior	Eficiência Superior	Eficiência Média
Aeris	Bens Industriais	0,7054	0,8524	0,7828
Ambipar	Água e Saneamento	0,8000	0,9886	0,9058
Aura360	Mineração	0,6775	0,9918	0,8517
BoaVista	Financeiro	0,5641	0,6818	0,6275
Cury	Construção Civil	0,7270	0,8552	0,8011
Grupo Mateus	Alimentos	0,8210	0,9248	0,8830

Grupo Soma	Varejo	0,7820	0,8979	0,8501
JSL	Infraestrutura e Logística	0,6821	0,8538	0,7763
Lavvi	Construção Civil	0,6487	0,7734	0,7177
Locaweb	Tecnologia	0,6770	0,9944	0,8568
Melnick	Construção Civil	0,6458	0,7228	0,6937
Mitre Realty	Construção Civil	0,6532	0,7604	0,7150
Moura Dubeux	Construção Civil	0,6315	0,7829	0,7130
Neogrid	Tecnologia	0,4611	0,5112	0,4917
Plano&Plano	Construção Civil	0,5317	0,6628	0,6070
Quero-Quero	Varejo	0,7445	0,8452	0,7966
Rede D'Or	Saúde	0,8195	0,9542	0,8905
Track Field	Varejo	0,7439	0,9906	0,8609

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

Tabela 8: Eficiência das Ações entre 2021 e 2022

Empresa	Setor	Eficiência Inferior	Eficiência Superior	Eficiência Média
Aeris	Bens Industriais	0,5520	0,6461	0,6088
Allied	Tecnologia	0,4564	0,5455	0,5068
Aura360	Mineração	0,6715	0,9865	0,8229
BemobiTech	Tecnologia	0,6110	0,6835	0,6526
Blau	Saúde	0,6757	0,8089	0,7516

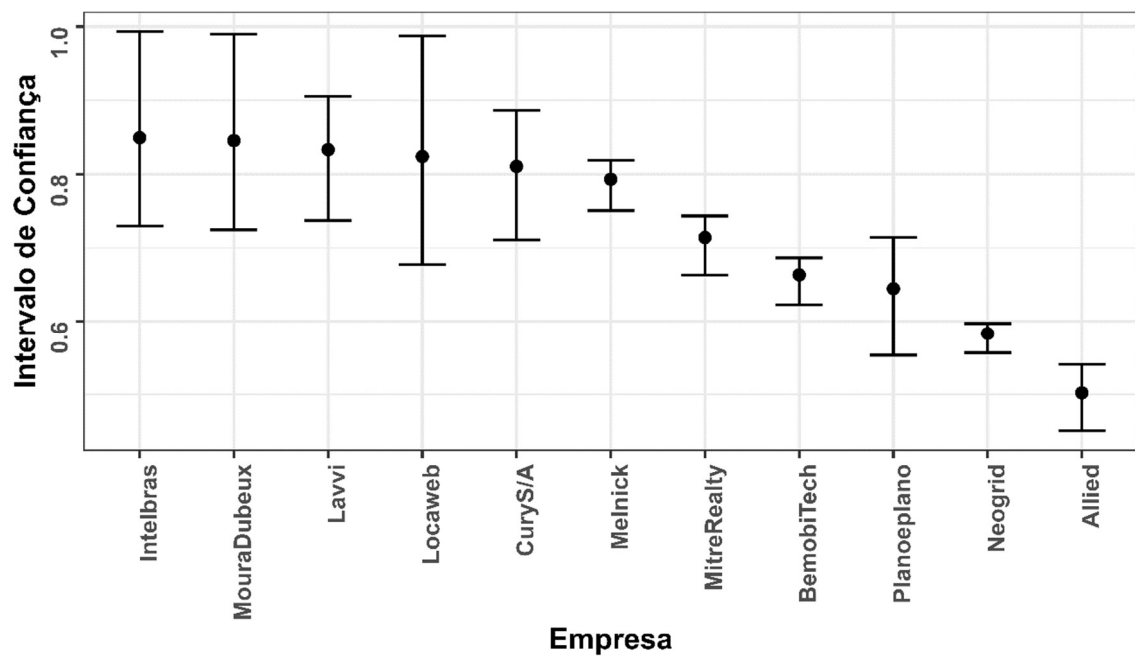
BoaVista	Financeiro	0,5003	0,6412	0,5781
Brisanet	Telecomunicações	0,5784	0,6980	0,6425
Caixa Seguridade	Financeiro	0,8885	0,9894	0,9490
CuryS/A	Construção Civil	0,6838	0,8802	0,7858
Espacolaser	Varejo	0,5525	0,5931	0,5779
Grupo Mateus	Alimentos	0,8609	0,9349	0,9073
Grupo Soma	Varejo	0,6498	0,7579	0,7070
Intelbras	Tecnologia	0,7068	0,9886	0,8349
JSL	Infraestrutura e Logística	0,7255	0,8548	0,7974
Lavvi	Construção Civil	0,7713	0,9019	0,8487
Mater Dei	Saúde	0,6742	0,7432	0,7158
Melnick	Construção Civil	0,7162	0,8090	0,7705
Mitre Realty	Construção Civil	0,6598	0,7241	0,6995
Modalmais	Financeiro	0,4513	0,4970	0,4796
Moura Dubeux	Construção Civil	0,5265	0,7068	0,6232
Neogrid	Tecnologia	0,5511	0,5973	0,5792
Petrorecôncavo	Biocombustíveis	0,6712	0,9857	0,8115
Petz	Varejo	0,6028	0,6461	0,6268
Plano&Plano	Construção Civil	0,5762	0,7217	0,6605
Quero-Quero	Varejo	0,7032	0,7747	0,7462

Rede D'Or	Saúde	0,8701	0,9888	0,9348
Track Field	Varejo	0,6555	0,8546	0,7574
Vamos	Aluguel de Carros	0,7100	0,9893	0,8426

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da pesquisa.

APÊNDICE C: EFICIÊNCIA *BOOTSTRAP* E INTERVALOS DE CONFIANÇA

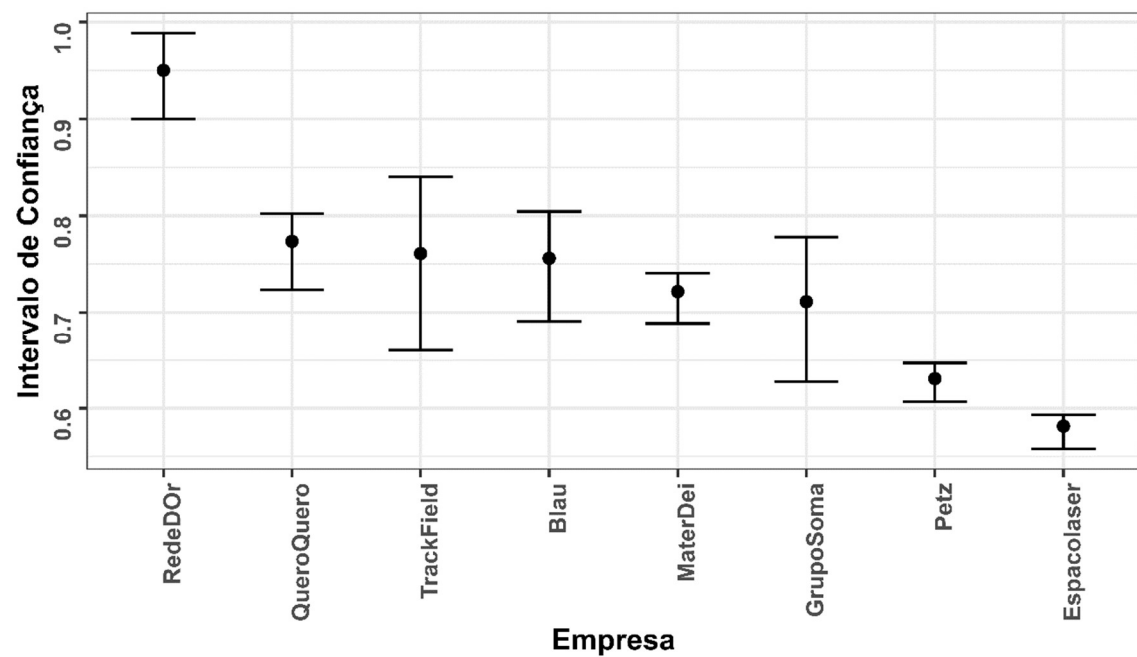
Figura 3: Eficiência de Empresas dos Setores de Tecnologia e Construção Civil de 2020 a 2022



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

Nota: Nível de confiança de 95% para o intervalo *bootstrap* com mil repetições

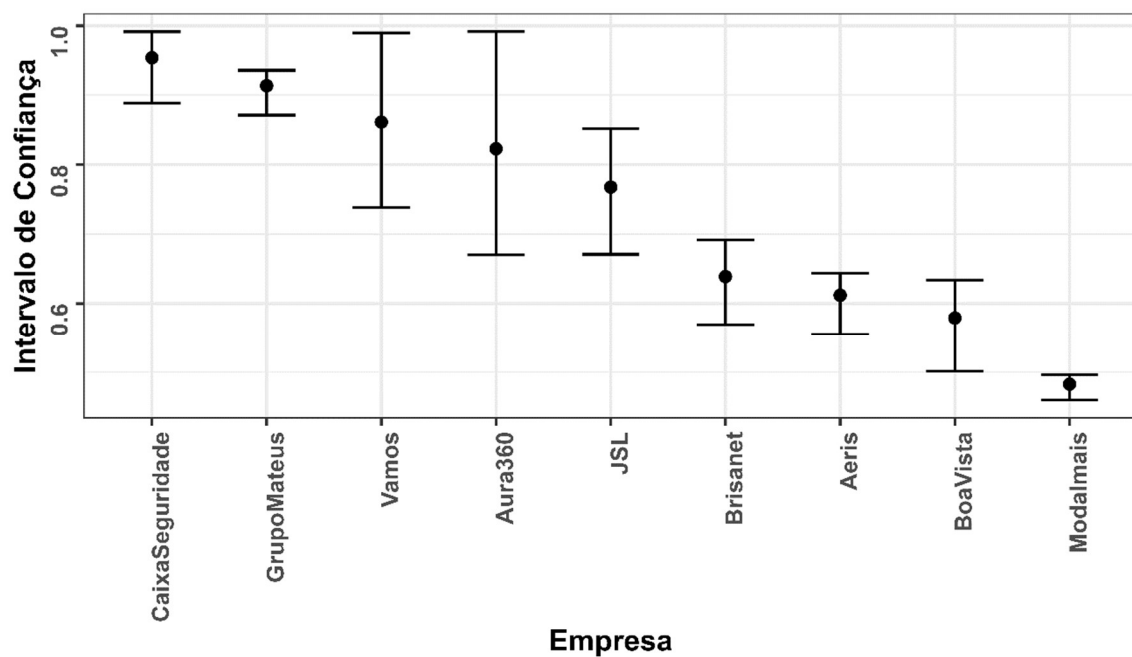
Figura 4: Eficiência de Empresas dos Setores de Varejo e Saúde de 2020 a 2022



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

Nota: Nível de confiança de 95% para o intervalo *bootstrap* com mil repetições

Figura 5: Eficiência de Empresas dos Setores Financeiro, Agronegócio e outros diversos de 2020 a 2022



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

Nota: Nível de confiança de 95% para o intervalo *bootstrap* com mil repetições