

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS CONTÁBEIS
CURSO DE CONTROLADORIA E FINANÇAS

AUGUSTO CASTELLO BRANCO BASTOS

**ARBITRANGEM UTILIZANDO ANÁLISE FUNDAMENTALISTA E RETRAÇÕES
DE FIBONACCI COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Belo Horizonte

2022

Augusto Castello Branco Bastos

ARBITRANGEM UTILIZANDO ANÁLISE FUNDAMENTALISTA E RETRAÇÕES DE FIBONACCI COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Projeto apresentado ao Centro de Graduação em Controladoria e Finanças do Departamento de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Controladoria e Finanças.

Área de Concentração: Controladoria e Finanças

Orientador: Prof. Bruno Perez Ferreira

Belo Horizonte

2022

AGRADECIMENTOS

Dedico esse trabalho primeiramente aos meus pais pelo apoio constante e pela fé no meu sucesso, as minhas irmãs pelo carinho e pela fonte de motivação, aos meus avós por todo o suporte e orações pelo meu sucesso e aos meus tios e tias pela constante orientação e carinho durante toda essa jornada. Aos meus amigos do colégio e da universidade agradeço pelos inúmeros momentos de descontração e alegria e dedico este trabalho aos laços que perdurarão durante toda a vida. Por fim, agradeço a todos os professores e colegas de trabalho que, durante diversas experiências, transmitiram seus conhecimentos e foram a base teórica e técnica para construção desse trabalho.

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo comparar o desempenho de estratégias construídas a partir de um modelo computacional para construção de posições binárias no mercado de ações brasileiro. Esse modelo foi treinado em uma base de fatores, oriundos da união de técnicas de análise fundamentalista com análise técnica, indicando posições de compra e venda e analisando as posições construídas contra o retorno performado dos ativos. Foi utilizado o *valuation* relativo de múltiplos EBITDA e de múltiplos Preço/Lucro para elaboração dos preços alvo e para expansões e retrações de Fibonacci para classificar o preço corrente e o preço alvo obtido a partir da projeção do valor de mercado pelos múltiplos. Os fatores foram inseridos na construção de modelos preditivos bayseanos baseados em árvores de decisão. Testou-se a assertividade do modelo quanto a predição de altas e quedas de preços em períodos futuros, obtendo assertividade superior a 50% para previsões de longo prazo, com 90 períodos de diferença. Além disso, também foi testada a normalidade dos retornos diários obtidos em cada um dos nós, obtendo distribuições normais. Analisou-se comparativamente a performance dos ativos ante as posições de compra e venda, preditas pelo modelo, e se obteve um resultado pouco correlacionado com o mercado para todos os nós das árvores.

Palavras-chave: Árvores de Decisão; Retrações de Fibonacci; *Valuation* Relativo.

ABSTRACT

The present work aimed to compare the performance of strategies built from a computational model for building binary positions in the Brazilian stock market. This model was trained on a base of factors, derived from the union of fundamental analysis techniques with technical analysis, indicating buy and sell positions and analyzing the positions built against the performed return of the assets. The relative valuation of EBITDA multiples and Price/Earnings multiples was used to elaborate the target prices and for Fibonacci expansions and retractions to classify the current price and the target price obtained from the projection of the market value by the multiples. The factors were inserted in the construction of Bayesian predictive models based on decision trees. The assertiveness of the model regarding the prediction of price increases and decreases in future periods was tested, obtaining assertiveness above 50% for long-term forecasts, with 90 periods of difference. In addition, the normality of the daily returns obtained in each of the nodes was also tested, obtaining normal distributions. The performance of the assets was compared against the buy and sell positions, predicted by the model, and a result poorly correlated with the market was obtained for all nodes of the trees.

Keywords: Decision Trees; Fibonacci Retractions; Relative Valuation.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Retornos Diários das Bases de Aprendizado e Teste.....	26
Tabela 2 - Assertividade Global das Árvores.....	28
Tabela 3–Retorno Global das Árvores.....	29
Tabela 4–Assertividade dos Nós.....	29
Tabela 5–Retorno Médio dos Nós.....	31
Tabela 6– Teste KS para Distribuição Acumulada dos Nós.....	33

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

B3 – Brasil Bolsa Balcão

CVM – Comissão de Valores Mobiliários

EBITDA – Earnings Before Interests, Taxes, Depreciation, Amortization

Teste KS – Teste Kolmogorov-Smirnov

P/L – Preço Lucro

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1.1. Objetivo geral.....	2
1.1.2. Objetivos específicos	2
2. REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO.....	3
2.1. Análise Fundamentalista.....	4
2.1.1. Análise Relativa de Indicadores	5
2.2. Análise Técnica.....	6
2.2.1. Series de Fibonacci	7
2.3. Árvores de Decisão e Inteligência Artificial	8
2.3.1. Estrutura da Árvore de Decisão	10
2.3.2. Entropia	12
2.3.3. <i>Overfitting</i>	12
2.4. Teste Kolmogorov–Smirnov.....	Erro! Indicador não definido.
3. METODOLOGIA.....	13
3.1. Primeira Etapa: Obtenção dos dados	13
3.1.1. Demonstrações Contábeis Padronizadas	13
3.1.2. Cotação das ações	14
3.1.3. Classificação Setorial dos Ativos segundo a CVM;	14
3.1.4. Múltiplos de EBITDA Damodaran	15
3.2. Segunda Etapa: Cálculo do Preço Alvo através das metodologias de Múltiplo EBITDA e múltiplo P/L	15
3.2.1. Preço Alvo a Partir do Múltiplo EBITDA	16
3.2.1.1. Cálculo do EBITDA	16
3.2.1.2. Cálculo do Múltiplo EBITDA no período de fechamento do balanço da companhia	16
3.2.1.3. Cálculo do múltiplo EBITDA do setor dado os múltiplos encontrados na etapa anterior	16
3.2.1.4. Cálculo do preço alvo do ativo a partir do múltiplo EBITDA do setor	17
3.2.2. Preço alvo a partir do múltiplo P/L	17

3.2.2.1. Cálculo do P/L	17
3.2.2.2. Cálculo do múltiplo P/L do setor	17
3.2.2.3. Cálculo do preço alvo do ativo a partir do múltiplo P/L do setor	18
3.2.3. Preço alvo a partir do múltiplo EBITDA calculado por Damodaran	18
3.2.4. Cálculo dos Retornos Diários	18
3.3. Terceira Etapa: Projeções e retrações de Fibonacci classificando os preços correntes e preços alvo	19
3.4. Quarta Etapa: Construção das Árvores de Decisão	22
3.5. Quinta Etapa: Testes Estatísticos Utilizados para Avaliação do Experimento	23
3.5.1. Assertividade das árvores e dos nós	23
3.5.2. Retornos das árvores e dos nós	24
3. RESULTADOS	26
4.1. Construção das Bases de Dados	26
4.2. Cálculo do Preço Alvo e do Retorno Sob o Preço Alvo	27
4.3. Classificação do preço corrente e do preço alvo quanto as retrações e expansões de Fibonacci	27
4.4. Árvores de decisão encontradas	27
4.5. Testes Estatísticos para as Árvores Encontradas	28
4.5.1. Análise dos Nós	29
4.5.2. Testes Estatísticos dos Nós	32
5. CONCLUSÃO.....	34
6. REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO.....	36
7. ANEXOS.....	38

1. INTRODUÇÃO

As teorias de investimentos em bolsas de valores apresentam duas escolas, a análise fundamentalista e a análise técnica. A teoria de análise fundamentalista se baseia na precificação de ativos a partir de informações financeiras e de mercado, valorando os ativos de cada companhia e estabelecendo operações baseadas na diferença entre o preço de mercado dos ativos e o preço alvo valorado.

A teoria de análise técnica é construída buscando padrões de comportamento na variação de preço das ações, identificando padrões gráficos e projetando preços futuros com o objetivo de arbitrar o mercado.

Analizando ambas teorias, é possível identificar vencedores e perdedores em ambos os lados, tanto analistas técnicos que perdem fortunas devido a padrões mal interpretados quanto a analistas fundamentalistas que erram na valoração dos ativos por fatores desconsiderados na análise.

Além disso, também é interessante analisar a evolução nas ferramentas de predição com o desenvolvimento de novos modelos estatísticos e computacionais. O uso de inteligência artificial para construção de modelos preditivos e *BigData* para análise de múltiplas informações se tornou uma das principais metodologias para análise de grandes volumes de dados objetivando projeções mais precisas.

Atualmente, pode-se observar em diversos estudos o uso de inteligência artificial para construção de modelos preditivos de ações para *day trade*. Entretanto, a construção de uma abordagem voltada para operações de swing trade é pouco utilizada devido aos múltiplos fatores que interferem no preço de uma ação.

A pesquisa realizada foi construída buscando testar uma metodologia unindo ambas as teorias de análise técnica e análise fundamentalista através da metodologia de *valuation* de empresas ante o múltiplo EBITDA e múltiplo Preço/Lucro de cada setor, classificando os preços segundo a teoria de retrações e expansões de Fibonacci utilizando a base de dados obtida para construção de árvores de decisão de inteligência artificial.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1. Objetivo geral

O objetivo geral do presente trabalho é comparar o desempenho de uma estratégia construída a partir do modelo computacional treinado em uma base de classificações de Fibonacci de preços alvos e de preços correntes, indicando posições de compra e venda e analisando as posições construídas contra o retorno performado.

1.1.2. Objetivos específicos

Os objetivos específicos do trabalho se dividem em três tópicos:

- Testar a assertividade das árvores e dos nós encontrados;
- Testar a normalidade da distribuição acumulada dos retornos de cada nó;
- Comparar a distribuição acumulada dos retornos das posições assumidas por cada nó com a distribuição acumulada dos retornos performados pelas ações para o período de teste.

Dessa forma será possível avaliar se um modelo preditivo que une ambas as teorias e utiliza inteligência artificial proporciona retornos anormais frente ao mercado.

2. REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

O estudo de metodologias de análise de mercado se inicia no início do século vinte com Dow Jones, jornalista americano precursor da análise de ações de forma comparativa e suas correlações com os indicadores de desempenho setorial.

Posteriormente, o estudo de portfólios através da abordagem de risco retorno buscando a minimização da covariância entre ativos para redução do risco e maximização do retorno proposta por Markowitz (1952), trouxe o fundamento da fronteira eficiente onde o mercado estabelece a melhor relação entre risco retorno possível propondo aos investidores prosseguir-lo na construção de suas carteiras. Tobin (1952) através do Teorema da Separação, construiu o pensamento que os investidores constroem suas carteiras mesclando renda fixa e renda variável proporcionalmente a sua aversão ao risco.

Essas teorias trouxeram um viés positivista para o estudo de Finanças, isso pavimentou, posteriormente, o desenvolvimento do modelo de Sharpe (1964), *Capital Asset Pricing Model* (CAPM). Essa construção de pensamento criou a teoria que separa o risco inerente ao ativo, não sistêmico e o risco sistêmico, inerente ao mercado. Sharpe também propôs em seu estudo a Linha do Mercado de Capitais. Ela tangencia a fronteira eficiente de Markowitz representando as combinações entre ativos livres de risco e ativos com risco. O ponto de encontro entre a fronteira eficiente e a Linha do Mercado de Capitais é considerado o ponto ótimo de investimento onde o risco retorno é maximizado.

As proposições do modelo positivista de Markowitz e Sharpe levou Fama a desenvolver em 1970 a teoria da Eficiência dos Mercados. Essa teoria propôs que as oscilações no mercado precificam as ações instantaneamente as informações divulgadas. Dessa forma a flutuação de preços era unicamente controlada pelos resultados

vigentes. A teoria de Fama propõe então um mercado “justo” onde as informações privilegiadas não existem e a especulação decorrente disso é eliminada. Esse modelo foi fundamental por estabelecer a relação entre a divulgação de informações e o preço da ação, porém diversas pesquisas posteriores evidenciam que nenhum mercado atualmente é eficiente.

As progressões de Fibonacci seguem uma tendência baseada na razão áurea onde uma sequência de somas de dois números consecutivos segue uma razão oscilante em torno de uma constante, o número de ouro.

2.1. Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista é a área do conhecimento denominada pelo conjunto de técnicas e teorias que buscam precificar o valor de determinada companhia ou projeto. O estudo em questão busca utilizar de avaliações que podem ser realizadas exclusivamente a partir de demonstrações contábeis, cálculo e comparações entre indicadores através de análises automatizadas.

A partir de um viés contrário, Benjamim Graham (1934) propôs que para de fato obter retornos duradouros no mercado de ações era necessário escolher empresas cuidadosamente, considerando indicadores da saúde financeira da companhia e seu valor em relação ao mercado. Dessa teoria surgiu a teoria de investimento em valor e suas ramificações.

Damodaran (2021) traz os principais tipos de investimento em valor:

- Investimentos em possibilidade de crescimento das empresas, buscando captar o ganho com o crescimento da companhia no tempo.
- Investimentos em empresas subavaliadas, buscando empresas que tenham um bom preço lucro em relação ao

mercado e indicadores financeiros de saúde e sustentabilidade.

Dentre as teses de investimento em valor podemos destacar um ponto comum no processo de análise de informações, o *valuation*. Essa metodologia se dá pela análise das demonstrações financeiras, construindo o fluxo de caixa da empresa e projetando resultados futuros a partir de premissas sobre a análise da operação e as perspectivas futuras de mercado. Os fluxos de caixa resultantes são descontados pelo custo de capital, por exemplo pelo Capital Asset Pricing Model (CAPM) de Fama (1970), avaliado pelo risco do investimento e pelo tempo a partir do método de fluxo de caixa descontado, elaborado por Williams (1938), e dessa forma se encontra o valor de investimento da companhia.

A partir dessa metodologia, podemos estabelecer um método comum de avaliação de empresas a partir do fluxo de caixa descontado e pela teoria de mercados eficientes de Fama (1970), onde as empresas semelhantes possuem taxa de desconto semelhante pelo CAPM. A capacidade de geração de caixa multiplicada pelo múltiplo padrão geraria um *valuation* estimado aproximado ao consenso do mercado.

2.1.1. Análise Relativa de Indicadores

A análise de Indicadores de empresas foi inicialmente proposta por Graham (1934) onde foi estabelecido um conjunto de regras para determinação da análise da precificação de um ativo. De forma similar, a determinação do preço alvo de um ativo a partir da multiplicação do múltiplo de mercado pelo seu indicador financeiro também permite observar a sub precificação ou a sobre precificação a partir do valor esperado de mercado da companhia

Damodaran (1995) descreve a utilização de algumas metodologia para valoração de ativos a partir da análise relativa de indicadores para empresas de um mesmo setor:

- Múltiplo Preço/Lucro (P/L): O múltiplo preço lucro é calculado pelo preço das ações e o lucro líquido gerado pela empresa.
- Múltiplo EBITDA: calculado a partir da geração de caixa operacional, o múltiplo é calculado a partir do EBITDA dividido pelo preço do ativo em questão. Esse indicador considera a capacidade da operação da empresa gerar resultados excluindo externalidades da estrutura de capital em decorrência do custo de capital de terceiros como despesas financeiras, receitas financeiras, impostos sobre o lucro e depreciação e amortização de ativos.

As teorias foram utilizadas com o objetivo de encontrar tendências de longo prazo a partir da análise da evolução preço alvo baseado nos indicadores calculados pelos balancetes publicados trimestralmente segundo normativa da CVM.

2.2. Análise Técnica

A teoria das ondas de Elliot foram criadas no início do século XX na obra “Segredos da Lei da Natureza do Universo” onde o contabilista discorre sobre o padrão de comportamento do mercado de ações baseado em padrões de movimento. Esses padrões se baseiam nas progressões de Fibonacci onde uma tendência de mercado possui oscilações proporcionais as razões da progressão de Fibonacci.

Fama (1995), resume a análise técnica, como a busca por padrões matemáticos a partir das oscilações nas cotações de ativos negociados no mercado. Essa teoria tem como princípio a Teoria de Dow Jones' (1934) onde as tendências do mercado são

determinadas pela média móvel das cotações dos ativos de um mesmo setor.

Outra famosa teoria aplicada pela análise técnica é a utilização das retrações de Fibonacci para estimação de pontos de resistência dentro das curvas de oscilações das ações. Leonardo Pisano, foi um matemático Italiano que descobriu a razão do número áureo, criado pela sequência de somas de números consecutivos dentro de um vetor retroalimentado infinito possui uma razão constante. Essa teoria é aplicada considerando cada nível dessa razão como um ponto de resistência, Fisher (1993).

Ambas as metodologias são amplamente utilizadas no mercado financeiro, o que reforça a tese de sua eficiência, a partir do fato que a formação de preços é um consenso de mercado.

2.2.1. Series de Fibonacci

Uma serie de Fibonacci é a soma de dois números dos quais possuem uma soma consecutiva, iniciando uma sequência interativa conforme o exemplo

- $1+1 = 2$
- $2+1 = 3$
- $3+2 = 5$

Esses fatores descrevem uma sequência de Fibonacci.

Uma retração de Fibonacci é a sequência de Fibonacci com o maior termo como quociente e o menor termo como divisor, atingindo uma sequência que alterna em torno do número de ouro conforme exemplo:

- $1/1 = 1$
- $2/1 = 2$

- $3/2 = 1,5$
- $5/3 = 1,6666$

Fisher (1990) retrata as estratégias de utilização desse postulado como uma forma de encontrar os pontos de resistência na cotação de ativos.

Essa retração é utilizada a partir da divisão de 1 sobre a razão áurea pelo valor da diferença entre a máxima e a mínima da ação, definindo 61,8%; metade desse número 38,2%; e os extremos mais fracos 0,5%, 23,6% (proporção derivada) e 78,6% raiz quadrada de 0,618.

- $\text{max_price} = \text{preço máximo da ação}$
- $\text{min_price} = \text{preço mínimo da ação}$
- $\text{Diff} = \text{max_price} - \text{min_price}$

Pontos de resistência a partir das retrações de Fibonacci, Nishu (2020):

- $(0.236) \text{ Level } 1 = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.236)$
- $(0.382) \text{ Level } 2 = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.382)$ e seus subsequentes....

2.3. Árvores de Decisão e Inteligência Artificial

As diversas técnicas de modelagem financeira apresentadas foram majoritariamente construídas em períodos com uma capacidade de processamento computacional inferior aos dias atuais. Entretanto a modelagem financeira e a precificação de ativos no mundo atual permitem a confecção de cálculos e a análise de dados em volumes muito superiores.

Conforme a definição de (CHAN, 2013) “Big Data refere-se aos grandes e complexos conjuntos de dados com que as tradicionais ferramentas de processamento de dados não conseguem lidar”.

Damodaran (2021) definiu como *Big Data Value Investing*, a forma de investimento em valor onde grandes volumes de dados são processados em busca da obtenção de métricas na precificação de ativos.

O presente trabalho pode ser considerado um modelo de Big Data pois foi necessária a utilização de diversas ferramentas não convencionais para análise do grande volume de informações oriundos das demonstrações contábeis e das cotações diárias das ações analisadas.

Outro fator característico é a utilização de um modelo de *machine learning* em detrimento dos tradicionais métodos de regressão estatística. Isso ocorreu devido ao grande volume de dados necessários para alocar os vetores oriundos da regressão estatística.

A utilização de inteligência artificial para modelagem de ativos financeiros prevê a análise dos dados por meio de uma estrutura adaptável aos métodos de *machine learning*. Essa aplicação é ilustrada no livro de Hull (2021), onde é apresentada a utilização de árvores binárias para a análise de opções. O caso apresentado prevê a utilização de uma árvore binária de decisão em diferentes casos de progressão.

Podemos observar a utilização de métodos de inteligência artificial por Jay Cao (2021) em que foi utilizada a aprendizagem por reforço para valoração de opções de hedge com indicadores de Preço Lucro e Fluxo de Caixa descontado. É interessante observar que o artigo conclui que os indicadores baseados no Preço Lucro obtiveram resultados superiores ao fluxo de caixa descontado, preterindo a

metodologia mais sofisticada pela a mais simples de modelagem financeira.

Já Nishu (2020) obteve 70% de assertividade na utilização dessa técnica para cálculo do índice de força relativa de reversão de tendência para as ações da Amazon (AMZN) e Duke Energy (DUK) negociadas na bolsa de Nova York.

A metodologia utilizada para construção do modelo foi a Árvore de Decisão, essa se dá a partir de uma base de dados contemplando fatores quantitativos e qualitativos. Uma Árvore de Decisão é um modelo preditivo de aprendizado supervisionado que utiliza um conjunto de regras binárias (0,1) para calcular um *Target/Alvo*, Goodfellow (2019).

Dessa forma é possível averiguar e reordenar as variáveis utilizadas de forma a obter um questionário de respostas binárias para tomada de decisão

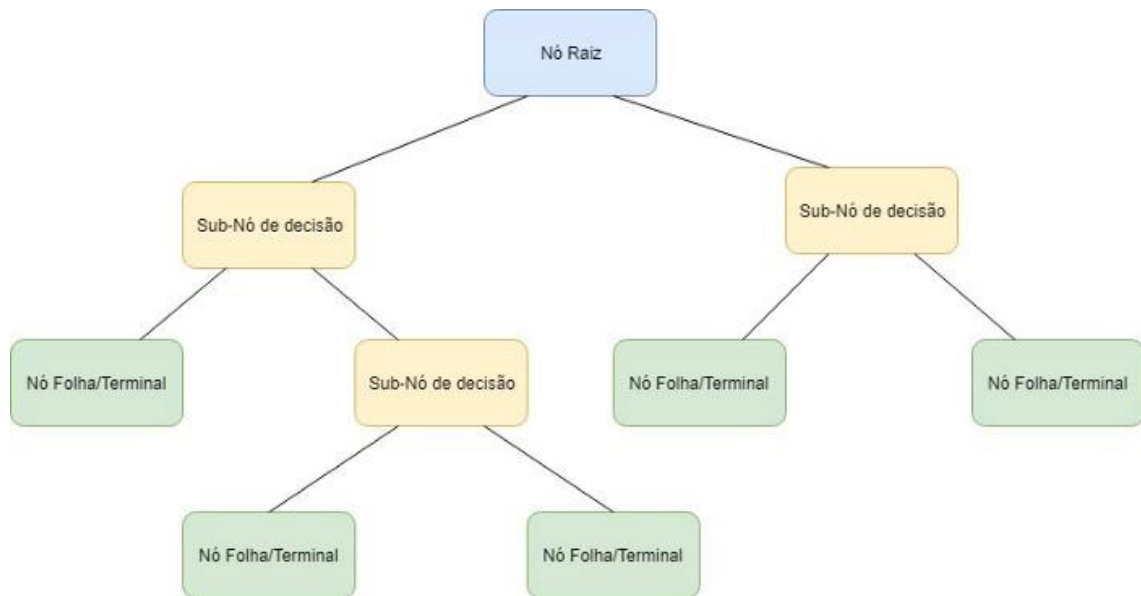
O modelo pode ser utilizado para classificação (variável-alvo categórica) ou para regressão (variável-alvo contínua), funcionando para variáveis de entrada e saída categóricas e contínuas.

2.3.1. Estrutura da Árvore de Decisão

Segundo Goodfellow (2019) árvores de decisão são um tipo de grafo conexo, ou seja, pontos interligados e acíclico, sem recursão em sua execução. Assim, sempre há um caminho entre quaisquer dois de seus vértices, permitindo manipulações afim de otimizar a estrutura da árvore.

A figura abaixo exemplifica a estrutura de uma árvore de decisão:

Figura 1 – Estrutura da Árvore de Decisão



A estrutura demonstrada na figura é composta pelos seguintes fatores:

- **Nó Raiz:** O nó que executa a primeira divisão. Esta divisão pode dividir o nó em dois ou mais sub-nós
- Quando um sub-nó se divide em outros sub-nós, denominamos como nó de decisão.
- Quando removemos sub-nós de um nó de decisão, esse processo é chamado de Poda. O oposto da poda é a divisão.
- **Nós / Folhas do Terminal:** nós que preveem o resultado (não se dividem).
- Para todo nó dividido em sub-nós, é chamado de nó pai de seus sub-nós, conseqüentemente seus sub-nos são chamados filhos.
- **Ramos:** setas conectando nós, mostrando o fluxo da pergunta para a resposta.

Todo nó raiz é o ponto de partida da árvore e os nós raiz/terminal contêm as perguntas ou critérios que desejamos obter a resposta.

2.3.2. Entropia

O algoritmo da árvore de decisão define a divisão da árvore em relação ao seu *target*. A entropia é definida como a forma de mensurar subconjuntos em uma árvore de decisão. Ou seja, a entropia mede a probabilidade da ocorrência de um evento positivo na divisão binária a partir de uma seleção aleatória de um subconjunto de dados.

2.3.3. Overfitting

Existem casos onde uma árvore de decisão pode ficar com uma quantidade de arestas muito grande, aumentando a sua complexidade. Segundo Goodfellow (2019) eventualmente isso pode ser um sinal de *overfitting*.

O *overfitting* é a sobreespecificação do modelo para se adequar a base de dados de treino, prejudicando a capacidade preditiva do modelo considerando fatores pouco relevantes com pesos mais elevados para maior ajuste do resultado do modelo à base teste.

Para resolver este tipo de situação existem métodos de “poda” das árvores de decisão em que ramificações profundas são desconsideradas devido à baixa concentração de amostras no sub-nó.

3. METODOLOGIA

O enfoque metodológico se baseou em um estudo exploratório para descobrir um novo tipo de enfoque sobre o assunto, conforme Beuren (2006).

A metodologia foi dividida nas seguintes etapas:

3.1. Primeira Etapa: Obtenção dos dados

A primeira etapa foi caracterizada pela pesquisa realizada a partir da obtenção de grandes volumes de dados através de bibliotecas em linguagem R de programação.

As bibliotecas utilizadas contemplaram funções e aplicações para download de dados. Elas foram subdivididas pelo tipo de informação de BatchGetSymbols para obtenção das cotações das ações e de BatchGetDFP para obtenção das demonstrações financeiras disponibilizado pela B3.

As informações obtidas contemplaram o período de 01/01/2010 a 01/01/2020 afim de preservar a amostra de flutuações decorrentes das crises de 2008 e da pandemia de COVID-19 e ainda assim permitir uma amostra significativa de balanços financeiros em diferentes cenários econômicos.

O grande volume de informações requiriu a utilização de bancos de dados relacionais estruturados em SQL para acessibilidade dinâmica em um notebook de uso doméstico. Os dados foram estruturados utilizando o sistema de gerenciamento de banco de dados relacional MySQL para processamento das bases de dados. Estas foram subdivididas em quatro categorias principais:

3.1.1. Demonstrações Contábeis Padronizadas

Os dados foram obtidos no site da Brasil, Bolsa Balcão (B3) através da aplicação 'BatchGetDFP'. Essas informações abordam

demonstrações contábeis padronizadas segundo instrução da CVM nº 457 em conformidade com as normativas internacionais determinadas pelo IASB.

Os dados foram filtrados de forma a selecionar apenas as empresas que publicaram suas demonstrações financeiras padronizadas no site da B3 e tiveram suas informações disponibilizadas para a API.

Foram obtidas demonstrações de resultado referentes ao período anual de todas as empresas do Anexo 1.

3.1.2. Cotação das ações

Foram obtidos os preços das ações negociadas em bolsa através da biblioteca do programa R “BatchGetSymbols” que obtém as cotações da bolsa a partir do site Yahoo Finance com frequência diária, semanal, mensal ou anual.

Foram selecionadas apenas as companhias em que foram transacionadas por mais de 75% do período avaliado. Foram obtidas as cotações com frequência diária de 247 companhias que atendiam a esse requisito. Os ativos estudados e seus respectivos tickers estão presentes no Anexo 1.

3.1.3. Classificação Setorial dos Ativos segundo a CVM;

Foram obtidas as informações sobre o setor das companhias analisadas de acordo com o arquivo de empresas listadas disponibilizado pela CVM no dia 04/01/2022.

Foram agrupados alguns setores com atividade semelhante para a análise fundamentalista com o objetivo de garantir maior amostragem na análise de setores com poucas empresas. A reclassificação obtida foi representada pelo Anexo 1.

Pode-se observar que a reclassificação contemplou principalmente abreviações e setores caracterizados como empresas de participações.

3.1.4. Múltiplos de EBITDA Damodaran

Os múltiplos EBITDA do professor Damodaran foram obtidos a partir do download das bases de dados históricas disponibilizadas no site da New York University em 04/01/2022. Esses dados contém o múltiplo EBITDA por setor calculado com base nos resultados performados pelas ações de países emergentes como os BRICS.

Foi obtido um universo de 330 ações de 247 empresas com suas respectivas demonstrações financeiras e utilizado bancos de dados em estruturados em SQL através da ferramenta MySQL conectados ao R afim de otimizar a capacidade de processamento dos dados.

3.2. Segunda Etapa: Cálculo do Preço Alvo através das metodologias de Múltiplo EBITDA e múltiplo P/L

A utilização de múltiplos de mercado para valoração de uma companhia é detalhada por Damodaran (1995), a metodologia de cálculo dos múltiplos seguiu o exposto no artigo afim de calcular as médias de múltiplos de mercado.

Foi empregada a análise fundamentalista com o objetivo de traçar o preço alvo do ativo considerando dois principais fatores:

- Capacidade de geração de caixa da companhia – Dado pelo EBITDA multiplicada pela percepção de valor do mercado desse indicador para companhias semelhantes caracterizado pelo múltiplo EBITDA do setor.
- Relação entre Preço e Lucro da Companhia – Dado pelo Lucro líquido da companhia multiplicado pela percepção de valor do mercado desse indicador para companhias semelhantes caracterizado pelo múltiplo P/L do setor.

Foram calculados 3 preços alvo para construção dos indicadores:

3.2.1. Preço Alvo a Partir do Múltiplo EBITDA

Foram calculados múltiplos EBITDA para cada setor para cada período referência considerando apenas dados disponíveis até aquele determinado momento afim de simular as informações disponibilizadas ao mercado.

O preço alvo a partir do múltiplo EBITDA foi calculado em quatro etapas:

3.2.1.1.Cálculo do EBITDA

O EBITDA não é uma conta identificada nas demonstrações contábeis, o cálculo desse indicador deve ser realizado a partir da manipulação das demonstrações contábeis padronizadas. Dessa forma foi considerado o valor apurado na conta de Lucros antes do Resultado Financeiro e Impostos Sobre o Lucro (EBIT) somada às contas de depreciação e amortização evidenciada na Demonstração de Fluxo de Caixa das companhias.

3.2.1.2.Cálculo do Múltiplo EBITDA no período de fechamento do balanço da companhia

O cálculo do múltiplo EBITDA no fechamento do exercício foi realizado a partir do EBITDA da companhia observado dividido pelo valor de mercado na data de fechamento das demonstrações contábeis, dia 31 de dezembro.

3.2.1.3.Cálculo do múltiplo EBITDA do setor dado os múltiplos encontrados na etapa anterior

O cálculo do múltiplo EBITDA do setor foi realizado considerando a média das médias dos múltiplos EBITDA das companhias de cada ano até a data referência analisada.

Dessa forma, foi possível capturar a oscilação da percepção de valor do mercado de cada setor e também agregar mais informações ao modelo conforme mais dados eram disponibilizados.

3.2.1.4.Cálculo do preço alvo do ativo a partir do múltiplo EBITDA do setor

O cálculo do preço alvo do ativo a partir da metodologia de cálculo do múltiplo EBITDA do setor foi realizado considerando o EBITDA do ano anterior multiplicado pelo múltiplo EBITDA do setor calculado no item anterior. Dessa forma, o preço alvo do ativo foi calculado para cada ano para cada ação multiplicando o preço de fechamento do período pela razão entre o valor de mercado e o valor da companhia calculado.

3.2.2. Preço alvo a partir do múltiplo P/L

Foram calculados múltiplos P/L para cada setor para cada período referência considerando apenas dados disponíveis até aquele determinado momento afim de simular as informações disponibilizadas ao mercado

O preço alvo dos ativos a partir da metodologia de cálculo do múltiplo preço-lucro foi realizada em três etapas

3.2.2.1.Cálculo do P/L

O P/L foi calculado a partir do lucro líquido performado no período referência dividido pela capitalização de mercado da companhia na data de fechamento do balanço das companhias, dia 31 de dezembro.

3.2.2.2.Cálculo do múltiplo P/L do setor

O cálculo do múltiplo P/L do setor foi realizado considerando a média das médias dos múltiplos P/L das companhias de cada ano até a data referência analisada.

Dessa forma, foi possível capturar a oscilação da percepção de valor do mercado de cada setor e também agregar mais informações ao modelo conforme mais dados eram disponibilizados.

3.2.2.3. Cálculo do preço alvo do ativo a partir do múltiplo P/L do setor

O cálculo do preço alvo do ativo a partir da metodologia de cálculo do múltiplo P/L do setor foi realizado considerando o P/L do ano anterior multiplicado pelo múltiplo P/L do setor calculado no item anterior. Dessa forma, o preço alvo do ativo foi calculado para cada ano para cada ação multiplicando o preço de fechamento do período pela razão entre o valor de mercado e o valor da companhia calculado.

3.2.3. Preço alvo a partir do múltiplo EBITDA calculado por Damodaran

Foi utilizada a base de dados disponibilizada pela Universidade de Nova York calculada pelo Prof. Damodaran com os múltiplos EBITDA calculados anualmente. Dessa forma, as empresas foram valoradas multiplicando o EBITDA calculado em 2.1 pelo múltiplo de mercado.

O preço alvo foi calculado dividindo o valor alvo da companhia dividido pelo valor de mercado da companhia em 31 de dezembro, multiplicando o preço de fechamento no período.

3.2.4. Cálculo dos Retornos Diários

Foi construído um indicador de retorno sobre o preço alvo afim de tornar comparável as estratégias de investimento:

$$Retorno \text{ Preço Alvo} = \left(\frac{Preço \text{ Alvo}}{Preço_i} \right)$$

Sendo as variáveis:

- $i = \text{Ativo}$
- $\text{Preço}_i = \text{Cotação do ativo na data da amostra}$
- $\text{Preço Alvo} = \text{Preço Alvo do Ativo}$

3.3. Terceira Etapa: Projeções e retrações de Fibonacci classificando os preços correntes e preços alvo

Os preços foram classificados segundo as retrações e expansões de Fibonacci conforme Boroden (2008) e Nishu (2020).

A partir dos dados de cotação com frequência diária foi construída a análise de das retrações e expansões de Fibonacci de cada preço de fechamento. O processo de classificação considerou as seguintes variáveis:

- $\text{Max_price} = \text{Preço máximo observado no período}$
- $\text{Min_price} = \text{Preço mínimo observado no período}$
- $\text{Diff} = \text{Max_price} - \text{Min Price}$

Retrações de Fibonacci

- $(0.236) \text{ Linha 1} = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.236)$
- $(0.382) \text{ Linha 2} = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.382)$
- $(0.500) \text{ Linha 3} = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.500)$
- $(0.618) \text{ Linha 4} = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.618)$
- $(0.786) \text{ Linha 5} = \text{max_price} - (\text{diff} * 0.786)$
- $\text{Linha 6} = \text{max_price}$

Expansões de Fibonacci

- $(1.236) \text{ Linha7} = \text{min_price} + (\text{diff} * 1.236)$

- (1.382) Linha 8 = min_price + (diff * 1.382)
- (1.511) Linha 9 = min_price + (diff * 1.511)
- (1.618) Linha 10 = min_price + (diff * 1.618)
- (1.786) Linha 11 = min_price + (diff * 1.786)

A partir dos valores obtidos o preço atual da ação e o preço alvo da cotação definido a partir da análise fundamentalista foram calculados.

A tratativa da análise técnica foi definida classificando a posição da cotação da ação entre as linhas traçadas afim de observar os pares de linhas de resistência mais próximos a cotação da ação. Os níveis foram definidos como intervalos entre as variáveis conforme a figura:

Figura 2 – Classificação de Preço para Fibonacci

Ponto de Resistência		Classificação Fibonacci
Expansões de Fibonacci	1,786	Nível 12
	1,618	Nível 11
	1,500	Nível 10
	1,382	Nível 9
	1,236	Nível 8
	1,000	Nível 7
Retrações de Fibonacci	0,786	Nível 6
	0,618	Nível 5
	0,500	Nível 4
	0,382	Nível 3
	0,236	Nível 2
	0,000	Nível 1

A partir desse racional foi possível classificar o preço alvo e o preço atual construindo uma base de dados para treinamento e teste do modelo.

Os períodos definidos para análise foram o período histórico, onde todas as cotações da amostra até o momento eram consideradas, as últimas 30 cotações e as últimas 90 cotações

Dessa forma foi possível obter nove indicadores para a análise a partir do preço corrente e os preços alvos calculados na etapa anterior:

- Fibo_preco: Preço atual classificado para Fibonacci com base nos preços históricos;
- Fibo_preco_30: Preço atual classificado para Fibonacci das últimas 30 cotações;
- Fibo_preco_90: Preço atual classificado para Fibonacci das últimas 90 cotações;
- Fibo_pa_ebitda: Preço alvo pelo múltiplo EBITDA classificado para Fibonacci com base nos preços históricos;
- Fibo_pa_ebitda_30: Preço alvo pelo múltiplo EBITDA classificado para Fibonacci das últimas 30 cotações;
- Fibo_pa_ebitda_90: Preço alvo pelo múltiplo EBITDA classificado para Fibonacci das últimas 90 cotações;
- Fibo_pa_pl: Preço alvo pelo múltiplo P/L classificado para Fibonacci com base nos preços históricos;
- Fibo_pa_pl_30: Preço alvo pelo múltiplo P/L classificado para Fibonacci das últimas 30 cotações
- Fibo_pa_pl_90: Preço alvo pelo múltiplo P/L classificado para Fibonacci das últimas 90 cotações

3.4. Quarta Etapa: Construção das Árvores de Decisão

A construção da árvore de decisão foi realizada seguindo o referencial teórico de Hull (2022) para árvores de decisão utilizando opções binárias e a metodologia de construção do modelo seguiu os processos de Burger (2018) e Goodfellow (2019).

A construção das árvores de decisão foi caracterizada pela abordagem paramétrica de distribuição binomial com os parâmetros:

N: Número de cotações em cada nó

p: Probabilidade de alta no preço da ação em relação ao preço cotado na data de análise. Sendo que a probabilidade de alta foi valorada da seguinte forma:

- Preço da companhia sofreu alta = 1
- Preço da companhia sofreu queda = 0

Foram testadas árvores de decisão para as cotações dos seguintes períodos subsequentes: 2, 3, 4, 5, 10, 15, 30, 45, 60 e 90.

A definição da base de aprendizado foi realizada considerando o período de aprendizado contemplado entre 01/01/2010 e 01/01/2018 e o período de teste para avaliação da assertividade do modelo contemplando as datas entre 01/01/2018 a 01/01/2020

Os fatores utilizados na análise se caracterizam como uma análise quali-quant, onde foram avaliados fatores quantitativos e qualitativos no treinamento da árvore:

Fatores Qualitativos:

- Classificação dos níveis de Fibonacci segundo a 3ª etapa da metodologia

- Setor de atuação da companhia segundo Anexo 1

Fatores Quantitativos:

- Retorno esperado dado pelos preços alvo da companhia dividido pelo preço atual segundo 2ª etapa da metodologia

A base de aprendizado foi executada para treinar a árvore de decisão para cada um dos períodos de retorno utilizando a função `rpart` da biblioteca `rpart`.

Afim de evitar o *overfitting* do modelo, foram considerados parâmetros de controle para a árvore. Estes foram:

- `minbucket = nrow(y)*0.01`: restrição quanto ao número mínimo de amostras em cada nó terminal igual contendo no mínimo 1% da amostra
- `usesurrogate = 0`: reforço do modelo, impedindo erros na construção das subdivisões subsequentes da árvore

Dessa forma foi possível evitar o *overfitting* do modelo, permitindo que a árvore fosse construída para classificação de posições em períodos futuros.

3.5. Quinta Etapa: Testes Estatísticos Utilizados para Avaliação do Experimento

Os testes estatísticos utilizados foram realizados utilizando a base de funções da linguagem de programação R e os testes estatísticos utilizados seguiram a metodologia de Triola (1998).

3.5.1. Assertividade das árvores e dos nós

Foi avaliada a assertividade de cada uma das árvores e seus respectivos nós quanto a alta ou baixa das posições assumidas a partir de uma equação construída da seguinte forma

- Árvore prevê alta e a ação sofre alta = Acerto
- Árvore prevê alta e a ação sofre queda = Erro
- Árvore prevê queda e a ação sofre queda = Erro
- Árvore prevê queda e a ação sofre queda = Acerto

Para atender ao objetivo específico de testar a assertividade das posições propostas por cada nó foi aplicada a distribuição binomial para a amostra classificada em cada nó e probabilidade de acerto de 50%.

3.5.2. Retornos das árvores e dos nós

O cálculo dos retornos obtidos foi realizado construindo um indicador de retorno descontado pelo número de períodos entre a data da cotação e janelas semanais contadas como dias úteis após a obtenção dos dados conforme a equação:

$$Retorno\ Diário = \left(\frac{Preço_{i+n}}{Preço_i} \right)^{1/n}$$

Sendo as variáveis:

- i = Data da amostra
- n = Número de períodos futuros da amostra
- $Preço_i$ = Cotação na data da amostra
- $Preço_{i+n}$ = Cotação no n períodos após a observação

Uma vez verificada a assertividade das árvores quanto a direção da ação e o retorno diário da ação no período estudado foi avaliada o retorno médio para cada uma das previsões considerando a seguinte equação:

$$\text{Retorno do Nó} = \frac{|\text{Retorno Diário}| * \text{Acerto} - |\text{Retorno Diário}| * \text{Erro}}{\text{Número de Cotações no Nó}}$$

Para o objetivo específico de testar a normalidade dos nós foi aplicado o teste de normalidade através do teste KS, com 5% de nível de significância

Para o objetivo específico de comparar as distribuições dos retornos das posições propostas pela árvore ante o retorno performado pelas ações foi utilizado o teste de comparação de médias para amostras independentes e grandes a um nível de 5% de significância

3. RESULTADOS

Os resultados encontrados a partir da aplicação da metodologia se subdividem da mesma forma que a metodologia aplicada.

4.1. Construção das Bases de Dados

Foram obtidas 995.485 cotações diárias subdividas em 330 ativos de 247 companhias. Para a base de aprendizado, contemplou-se 663.206 cotações entre os anos de 2010 e 2018 com um retorno médio diário e desvio padrão para cada um dos períodos representado pela seguinte tabela:

Tabela 1 – Retornos Diários das Bases de Aprendizado e Teste

Período (Dias)	Base de Treino		Base de Teste	
	Retorno Diário	Desvio Padrão	Retorno Diário	Desvio Padrão
10	(0,0059%)	1,8619%	0,1165%	1,9776%
15	(0,0107%)	1,3432%	0,1133%	1,9776%
30	(0,0137%)	0,8545%	0,1064%	1,5106%
45	(0,0145%)	0,6749%	0,0988%	0,9941%
60	(0,0150%)	0,5726%	0,0794%	0,7855%
90	(0,0155%)	0,4551%	0,0588%	0,6726%

É possível observar a diferença entre a média dos retornos da amostra entre a base teste e a base treino. Foi realizado o teste de normalidade da distribuição dos retornos a um nível de significância de 5% afim de verificar tendências na amostra. O teste retornou a hipótese nula em que a distribuição dos retornos possui uma distribuição normal. Assim, a análise não foi prejudicada. A

distribuição dos retornos para cada período descrito na metodologia pode ser observada no Anexo 2.

4.2. Cálculo do Preço Alvo e do Retorno Sob o Preço Alvo

A base de dados com os múltiplos por ano por setor foi construída seguindo os passos determinados na segunda etapa da metodologia. Os valores obtidos podem ser observados no Anexo 3. A média dos múltiplos foi de duas vezes o preço alvo para todas as metodologias empregadas, entretanto pode-se observar uma média ligeiramente superior do múltiplo EBITDA obtido pelo Prof. Damodaran devido ao menor custo de capital por levar em conta uma base maior de ativos internacionais em mercados com menor risco.

4.3. Classificação do preço corrente e do preço alvo quanto as retrações e expansões de Fibonacci

A classificação do preço corrente e dos preços alvo foi realizada segundo o descrito na 3ª etapa da metodologia. Os resultados podem ser encontrados no anexo 4.

Podemos destacar os seguintes pontos sobre os indicadores:

Alta concentração de classificações iguais a zero devido a prejuízo no exercício ou EBITDA negativo das companhias

Alta concentração de classificações iguais a 12 evidenciando preços alvo projetados superiores a duas vezes o preço corrente

4.4. Árvores de decisão encontradas

Foram encontradas 4 árvores de decisão seguindo a metodologia descrita na 4ª etapa. As características de número de nós, e variáveis de decisão utilizadas se encontram no Anexo 5.

As Árvores obtidas são semelhantes, conforme Anexo 6. As diferenças observadas são:

Alternância da classificação de Fibonacci para o preço corrente utilizando 30 períodos ao invés de 90 períodos para a previsão de 30 períodos.

Alternância entre retorno do preço alvo preço lucro e classificação de Fibonacci para a divisão inicial e a inclusão do retorno para o preço alvo pelo múltiplo EBITDA calculado como última subdivisão para a projeção de 90 períodos.

Podemos avaliar que não foi possível traçar um modelo preditivo para períodos inferiores a 30 cotações pois a incerteza acerca dos resultados não proporcionou resultado satisfatório para a construção da árvore de decisão com a variáveis utilizadas.

4.5. Testes Estatísticos para as Árvores Encontradas

A assertividade das árvores para a base de aprendizado e a base de teste segue a seguinte tabela:

Tabela 2 - Assertividade Global das Árvores

Árvore	Assertividade Treino	Assertividade Teste
Retorno 30	60,3%	46,8%
Retorno 45	61,7%	46,7%
Retorno 60	61,1%	46,9%
Retorno 90	61,1%	55,1%
Média	61,0%	50,1%

As Árvores obtiveram uma baixa taxa de assertividade para o período de teste, entretanto é possível observar uma assertividade

maior que 50% para os retornos de 90 dias, indicando que os fatores possuem maior poder de previsão para longos períodos.

Os retornos médios das árvores foram dados pela seguinte tabela:

Tabela 3–Retorno Global das Árvores

Árvore	Retorno	
	Treino	Retorno Teste
Retorno 30	0,0204%	(0,0074%)
Retorno 45	0,0303%	(0,0009%)
Retorno 60	0,0303%	0,0001%
Retorno 90	0,0439%	0,0263%
Média	0,0312%	0,0045%

Podemos observar que todas as árvores quando analisadas como um todo não permitirem a obtenção de retornos superiores aos performados pelo mercado

4.5.1. Análise dos Nós

Analogamente a avaliação da assertividade das árvores, foi verificada a assertividade de cada nó e a normalidade de cada uma das suas distribuições conforme a tabela abaixo

Tabela 4–Assertividade dos Nós

Árvore	Nó	Número de		Número de	Assertivida
		Amostras	Assertivida	Amostras	de Teste
		Treino	de Treino		
Retorno 30	(6,4079%)	359.132	53,6%	122.242	42,8%

Retorno 30	(51,1306%)	174.798	75,4%	21.947	45,4%
Retorno 30	7,0405%	83.300	53,6%	26.332	60,3%
Retorno 30	(26,4086%)	119.218	62,8%	32.026	52,2%
Retorno 45	(5,7920%)	227.495	53,3%	74.451	41,8%
Retorno 45	(54,8812%)	121.945	77,5%	12.382	41,2%
Retorno 45	11,6704%	66.909	55,8%	19.763	61,1%
Retorno 45	(28,7937%)	150.287	64,0%	37.913	50,8%
Retorno 60	(4,5847%)	228.991	52,7%	74.971	41,6%
Retorno 60	(51,4268%)	123.285	75,8%	13.359	43,1%
Retorno 60	13,9258%	67.409	56,8%	19.771	61,4%
Retorno 60	(28,5876%)	152.298	63,9%	38.350	51,1%
Retorno 90	3,4340%	159.315	51,3%	48.881	61,0%
Retorno 90	(32,5780%)	55.885	66,6%	8.292	35,8%
Retorno 90	17,1006%	69.357	58,2%	20.369	61,4%
Retorno 90	(15,5707%)	75.786	57,8%	27.553	49,9%
Retorno 90	(38,7725%)	214.826	69,1%	43.396	52,3%

Pode-se avaliar que a árvore previu melhor as estratégias de alta do que as estratégias de queda ao analisar os resultados da assertividade de cada nó, sendo os nós com previsão de alta com um acerto médio de 61,02% ante uma assertividade de 45,45% para os nós com previsão de queda. Além disso, os nós com maior nível de assertividade durante o período de treino obtiveram a pior assertividade no período de teste

Aplicando a equação de retorno, podemos analisar o retorno médio de cada um dos nós considerando as posições assumidos com a mesma metodologia aplicada a tabela 4:

Tabela 5–Retorno Médio dos Nós

Árvore	Nó	Retorno Médio Amostras Treino	Retorno Médio Posição Treino	Retorno Médio Amostras Teste	Retorno Médio Posição Teste
Retorno 30	(6,41%)	0,0007%	(0,0014%)	0,2501%	(0,0801%)
Retorno 30	(51,13%)	(0,0145%)	0,0145%	0,1876%	0,0482%
Retorno 30	7,04%	0,0397%	0,0397%	0,1105%	0,0377%
Retorno 30	(26,41%)	(0,0790%)	0,0790%	0,0904%	0,0423%
Retorno 45	(5,79%)	0,0014%	(0,0014%)	0,1165%	(0,0351%)
Retorno 45	(54,88%)	(0,0162%)	0,0162%	0,2483%	0,0567%
Retorno 45	11,67%	0,0556%	0,0556%	0,0980%	0,0604%
Retorno 45	(28,79%)	(0,0785%)	0,0785%	0,0682%	0,0154%
Retorno 60	(4,58%)	0,0024%	(0,0024%)	0,0935%	(0,0311%)
Retorno 60	(51,43%)	(0,0157%)	0,0157%	0,1983%	0,0722%
Retorno 60	13,93%	0,0547%	0,0547%	0,0815%	0,0375%
Retorno 60	(28,59%)	(0,0805%)	0,0805%	0,0464%	0,0167%
Retorno 90	3,43%	0,0257%	0,0257%	0,1104%	0,0386%
Retorno 90	(32,58%)	0,0418%	(0,0418%)	0,1656%	(0,0046%)
Retorno 90	17,10%	0,0505%	0,0505%	0,0701%	0,0436%

Retorno 90	(15,57%)	(0,0447%)	0,0447%	(0,0113%)	0,0036%
Retorno 90	(38,77%)	(0,0772%)	0,0772%	0,0394%	0,0246%

Podemos avaliar que os retornos médios das posições assumidas em cada nó se diferem de acordo com a assertividade da base de teste ante a base de treino.

Analizando a correlação entre o retorno médio para a amostra de teste ante a assertividade dos nós para a base de treino observamos uma correlação de 0,48. Isso permite afirmar que a assertividade influenciou fracamente nos retornos dos ativos.

Analizando os nós com maior assertividade no período de aprendizado, observamos um retorno médio de 0,039%, já a análise dos 5 nós com menor assertividade no período de teste, observamos um prejuízo médio de -0,014%.

4.5.2. Testes Estatísticos dos Nós

Foi testada a normalidade dos retornos das posições avaliando o teste KS ante uma distribuição normal com mesma média e desvio padrão afim de observar a normalidade dos retornos. Todas as distribuições obtidas obtiveram um nível de significância inferior a 5% para o teste KS. Dessa forma podemos afirmar que todas as posições obtidas possuem distribuição dos retornos normal.

Foi testada a distribuição das posições propostas pelos nós ante os retornos performados pelas ações selecionadas em cada nó. Todos os testes resultaram em um nível de significância inferior a 5%. Dessa forma podemos afirmar que as distribuições das posições propostas possuem distribuição semelhante as posições performadas pelas ações

Tabela 6–Teste KS para Distribuição Acumulada dos Nós

Arvore	Nó	Teste de Normalidade dos Retornos		Comparação Retornos Projetados e Retornos Perfomados	
		Estatística KS	Estatítica p	Estatística KS	Estatítica p
ret30	-6,41%	18,78%	0,00%	10,97%	0,00%
ret30	-51,13%	25,02%	0,00%	30,09%	0,00%
ret30	7,04%	4,77%	0,00%	9,35%	0,00%
ret30	-26,41%	19,48%	0,00%	10,64%	0,00%
ret45	-5,79%	17,04%	0,00%	12,15%	0,00%
ret45	-54,88%	27,10%	0,00%	36,56%	0,00%
ret45	11,67%	3,89%	0,00%	7,20%	0,00%
ret45	-28,79%	18,06%	0,00%	13,24%	0,00%
ret60	-4,58%	15,94%	0,00%	11,72%	0,00%
ret60	-51,43%	24,76%	0,00%	33,06%	0,00%
ret60	13,93%	4,49%	0,00%	7,00%	0,00%
ret60	-28,59%	17,17%	0,00%	12,88%	0,00%
ret90	3,43%	16,06%	0,00%	11,07%	0,00%
ret90	-32,58%	15,90%	0,00%	31,38%	0,00%
ret90	17,10%	5,32%	0,00%	7,69%	0,00%
ret90	-15,57%	9,71%	0,00%	11,47%	0,00%
ret90	-38,77%	17,65%	0,00%	16,93%	0,00%

A tabela indica, além da normalidade, a diferença máxima entre as distribuições acumuladas observadas pelo teste KS. É possível observar que os nós negativos obtiveram diferença amostral maior que os nós com posição positiva.

.

5. CONCLUSÃO

Após avaliar a os resultados encontrados, pode-se concluir que a união da análise técnica com a análise fundamentalista permitiu a construção de modelos preditivos com o uso de árvores de decisão com assertividade acima de 50% para o período de 90 cotações. Entretanto, ao analisar os resultados de uma carteira simulada adotando as posições propostas o resultado foi inferior ao performado pelo mercado.

Analizando a assertividade dos nós dos modelos, podemos identificar oportunidades de incremento do retorno, atingindo resultados de mais de 60%, inferiores ao de Nishu (2020).

Analizando o retorno médio das ações para o período de teste observamos a obtenção de distribuições normais para cada um dos nós analisados, indicando que a aleatoriedade do mercado continuou presente nas posições assumidas.

Comparando a distribuição dos retornos performados com a distribuição dos retornos das posições assumidas, observamos que ambas possuem distribuição semelhante e normal, sendo possível comparar as médias obtidas em cada um dos nós para avaliar os retornos. A partir da estatística D do teste KS, observamos que os nós positivos obtiveram menor diferença, indicando que o viés de mercado favorável a posição assumida diminui a probabilidade de eventuais retornos anormais.

Conclui-se que a aleatoriedade do mercado não pode ser explicada suficientemente a partir das premissas utilizadas com o uso de árvores de decisão, entretanto é interessante observar a melhora significativa da assertividade dos nós com previsão de alta para a base de teste. Esse resultado indica um potencial de melhora na assertividade do modelo com a inserção de variáveis preditivas de

fatores econômicos não mensurados na análise fundamentalista aplicada.

Pesquisas futuras podem aprofundar o estudo inserindo a simulação de carteiras a partir das classificações da árvore de decisão com a oportunidade de aprofundar o estudo buscando retornos descorrelacionados com o mercado.

6. REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

BEUREN, I. M. Como elaborar trabalhos monográficos em Contabilidade. 3ed. São Paulo: Atlas, 2006.

BORODEN, CAROLYN; Fibonacci Trading: How to Master the Time and price Advantage. McGraw-Hill, 2008

BURGER, SCOTT V.; Introduction to Machine Learning with R: Rigorous Mathematical Analysis. O'Reilly Media, 2018

CHAN KEITH C.C.; Big Data Analytics for Drug Discovery. IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine. Hong Kong.2013.

COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS, Instrução nº 457/10 e 485/10, 2010

COWLES, ALFRED; Can stock market forecasters forecast?, Econometrica p. 309– 324, 1934.

DAMODARAN, A.; Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset, New York University, 1995

DAMODARAN, A.; Bradford, C.; Value Investing: Requiem, Rebirth or Reincarnation?. New York University, 2021.

FAMA, E.; Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. Journal of Finance 25, p. 383-417, 1970.

FISHER, R.; Fibonacci applications and strategies for traders (S.I): John Wiley and Sons, inc, 1993.

GOODFELLOW, Ian.; Deep Learning. The MIT Press, 2019

GRAHAM, B.; Dodd, D.; Security Analysis. McGraw-Hill, Nova York, 1934

<http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/> acesso em 26/12/2021-20:25

HULL, John.; OPTIONS, Futures, And Other Derivatives; Pearson, 2021

JAY CAO, JACKY CHEN, JOHN HULL, ZISSIS POULOS* JOSEPH L.; Rotman School of Management, Deep Hedging of Derivatives Using Reinforcement Learning, University of Toronto, 2021

LEUNG C. K., JIANG F., A Data Science Solution for Mining Interesting Patterns from Uncertain Big Data. IEEE Fourth

International Conference on Big Data and Cloud Computing, Sydney, p.3-5 NSW, 2014.

MARKOWITZ, H., The Utility of Wealth; Journal of political Economy, 1952.

MARSAGLIA, GEORGE; TSANG; WAI WAN; WANG, JINGBO.; Evaluating Kolmogorov's distribution. Journal of Statistical Software, 2003

NISHU, SETHI; NEHA, BHATEJA; Fibonacci Retracement In Stock Market, University Gurgaon, 2020.

SHARPE, W. F.; Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk; The journal of finance, 1964.

TOBIN, J.; Asset holdings and spending decisions; Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1952.

TRIOLA, M. F.; – Introdução à Estatística, 7 ed., LTC, Rio de Janeiro, 1999

WAYNE, DANIEL W.; Applied Nonparametric Statistics. Duxbury, 2008

WILLIAMS, J.B.; The Theory of Investment Value, Fraser Publishing, Nova York, 1938.

WONSJUK, RAUL; Detecção Automática de Ondas de Elliott em Mercado Acionário; Dissertação de mestrado Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade de Goiás, 2008.

7. ANEXOS

Anexo 1 – Classificação Setorial das Empresas Segundo CVM e Reclassificação do Autor

Denominação Social	Ticker	Setor CVM	Setor Reclassificado
Banco Do Brasil S.A.	BBAS3.SA	Bancos	Bancos
Brb Banco De Brasilia Sa	BSLI3.SA	Bancos	Bancos
Centrais Eletricas Brasileiras Sa	ELET3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Companhia Energética De Brasília - Ceb	CEBR3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Telec. Brasileiras S.A. - Telebrás	TELB3.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Atom Empreendimentos E Participações S.A.	ATOM3.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Brb Banco De Brasilia Sa	BSLI4.SA	Bancos	Bancos
Telec. Brasileiras S.A. - Telebrás	TELB4.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Itaú Unibanco Holding S.A.	ITUB3.SA	Bancos	Bancos

Oi S.A. - Em Recuperação Judicial	OIBR3.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Itaú Unibanco Holding S.A.	ITUB4.SA	Bancos	Bancos
Oi S.A. - Em Recuperação Judicial	OIBR4.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Cia Seguros Alianca Bahia	CSAB3.SA	Seguradoras e Corretoras	Seguradoras e Corretoras
Banco Mercantil De Investimentos S.A.	BMIN3.SA	Bancos	Bancos
Cesp - Companhia Energética De São Paulo	CESP3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cia Seguros Alianca Bahia	CSAB4.SA	Seguradoras e Corretoras	Seguradoras e Corretoras
Banco Mercantil De Investimentos S.A.	BMIN4.SA	Bancos	Bancos
Energisa Sa	ENGI3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
São Martinho Sa	SMT03.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)

Energisa Sa	ENGI4.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Wlm Part. E Comércio De Máquinas E Veículos S.A.	WLMM4.SA	Máqs., Equip., Veíc. e Peças	Emp. Adm. Part. - Máqs., Equip., Veíc. e Peças
Energisa Sa	ENGI11.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Osx Brasil S.A.	OSXB3.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Const Adolpho Lindenberg Sa	CALI3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Panatlantica Sa	PATI3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Irani Papel E Embalagem S.A.	RANI3.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Const Adolpho Lindenberg Sa	CALI4.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Panatlantica Sa	PATI4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Lps Brasil Consultoria De Imoveis S/A	LPSB3.SA	Const. Civil, Mat. Const. e Decoração	Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. Const. e Decoração

Embraer S.A.	EMBR3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Mrv Engenharia E Participações S/A	MRVE3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Rni Negócios Imobiliários S.A.	RDNI3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Bicicletas Monark Sa	BMKS3.SA	Brinquedos e Lazer	Brinquedos e Lazer
Electro Aço Altona S/A	EALT3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Dohler S.A.	DOHL3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Electro Aço Altona S/A	EALT4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Dohler S.A.	DOHL4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Tronox Pigmentos Do Brasil S.A.	CRPG3.SA	Petroquímicos e Borracha	Petroquímicos e Borracha
Gerdau S.A.	GGBR3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Lupatech S/A - Em Recuperação Judicial	LUPA3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Gerdau S.A.	GGBR4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia

Minasmaquinas Sa	MMAQ3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Minasmaquinas Sa	MMAQ4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Afluente Transmissão De Energia Eletrica S/A	AFLT3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Vulcabras S.A.	VULC3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Energisa Mato Grosso Distribuidora De Energia S.A.	ENMT3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Yduqs Participacoes S.A.	YDUQ3.SA	Educação	Emp. Adm. Part. - Educação
Cia Estadual De Geracao E Transmissao De Energia Eletrica	EEEL3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Energisa Mato Grosso Distribuidora De Energia S.A.	ENMT4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cia Estadual De Geracao E	EEEL4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica

Transmissao De		Energia Eletrica	
Ambev S.A.	ABEV3.SA	Bebidas e Fumo	Bebidas e Fumo
Dtcom - Direct To Company S.A.	DTCY3.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Ampla Energia E Serviços S.A.	CBEE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cia Saneamento Básico Estado São Paulo	SBSP3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Profarma Distrib. Produtos Farmaceuticos	PFRM3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Cogna Educação S.A.	COGN3.SA	Educação	Emp. Adm. Part. - Educação
Elektro Redes S.A.	EKTR3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Elektro Redes S.A.	EKTR4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Csu Cardsystem S/A	CARD3.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Metalgrafica Iguacu Sa	MTIG3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Metalgrafica Iguacu Sa	MTIG4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia

Ccr S.A.	CCRO3.SA	Serviços Transporte Logística	e	Emp. Adm. Part. - Serviços Transporte Logística
Eneva S.A.	ENEV3.SA	Energia Elétrica		Energia Elétrica
Banco Mercantil Brasil Sa	BMEB3.SA	Bancos		Bancos
Lojas Americanas Sa	LAME3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)		Comércio (Atacado e Varejo)
Mangels Industrial S.A.	MGEL3.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Emp. Adm. Part. - Metalurgia Siderurgia
Unicasa Indústria De Móveis S.A.	UCAS3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração		Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Banco Mercantil Brasil Sa	BMEB4.SA	Bancos		Bancos
Lojas Americanas Sa	LAME4.SA	Comércio (Atacado e Varejo)		Comércio (Atacado e Varejo)
Mangels Industrial S.A.	MGEL4.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Emp. Adm. Part. - Metalurgia Siderurgia
Consorcio Alfa De Administração Sa	BRGE3.SA	Intermediação Financeira		Emp. Adm. Part. - Intermediação Financeira

Consortio Alfa De Administração Sa	BRGE11.SA	Intermediação Financeira	Emp. Adm. Part. - Intermediação Financeira
Mahle Metal Leve S.A.	LEVE3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Bombril Sa	BOBR4.SA	Farmacêutico e Higiene	Farmacêutico e Higiene
Jbs Sa	JBSS3.SA	Alimentos	Alimentos
Indústrias Romi S.A.	ROMI3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Cia. Distrib. De Gás Do Rio De Janeiro	CEGR3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Totvs S.A	TOTS3.SA	Comunicação e Informática	Comunicação e Informática
Tpi - Triunfo Participacoes E Investimentos S.A.	TPIS3.SA	Serviços Transporte Logística	Serviços Transporte e Logística
Cia Energética Do Rio Grande Do Norte	CSRN3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
International Meal Company Alimentação S.A.	MEAL3.SA	Alimentos	Alimentos

Plascar Participações Industriais S.A	PLAS3.SA	Máqs., Equip., Veíc. e Peças	Emp. Adm. Part. - Máqs., Equip., Veíc. e Peças
Cyrela Realty Sa Emprs E Parts	CYRE3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Banco Santander (Brasil) S.A.	SANB3.SA	Bancos	Bancos
Banco Santander (Brasil) S.A.	SANB4.SA	Bancos	Bancos
Cia De Eletricidade Estado Da Bahia - Coelba	CEEB3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Metisa Metalúrgica Timboense Sa	MTSA3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Metisa Metalúrgica Timboense Sa	MTSA4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Gafisa Sa	GFSA3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Engie Energia S.A.	EGIE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Ultrapar Participações Sa	UGPA3.SA	Petróleo e Gás	Emp. Adm. Part. - Petróleo e Gás

Minupar Participacoes Sa		MNPR3.SA	Alimentos		Emp. Adm. Part. - Alimentos
Santos Participações S.A.	Brasil	STBP3.SA	Serviços Transporte Logística	e	Emp. Adm. Part. - Serviços Transporte Logística e
Hypera S/A		HYPE3.SA	Farmacêutico Higiene	e	Farmacêutico Higiene e
Sansuy Indústria Plasticos	Sa De	SNSY3.SA	Petroquímicos Borracha	e	Petroquímicos Borracha e
Monteiro Sa	Aranha	MOAR3.SA	Sem Principal	Setor	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
General Shopping E Outlets Do Brasil S.A.		GSHP3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)		Comércio (Atacado e Varejo)
Tekno Indústria Comércio	S.A. E	TKNO3.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Emp. Adm. Part. - Metalurgia Siderurgia e
Tekno Indústria Comércio	S.A. E	TKNO4.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Emp. Adm. Part. - Metalurgia Siderurgia e
Multiplan Imobiliarios S/A	Emp.	MULT3.SA	Const. Civil, Mat. e Decoração		Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. e Decoração e

Joao Fortes Sa - Engenharia Em Recuperação Judicial	JFEN3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Springs Global Participações S/A	SGPS3.SA	Têxtil e Vestuário	Emp. Adm. Part. - Têxtil e Vestuário
Even Construtora E Incorporadora S/A	EVEN3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Companhia De Locação Das Americas	LCAM3.SA	Serviços Transporte e Logística	Serviços Transporte e Logística
lochpe-Maxion Sa	MYPK3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Telefônica Brasil S.A.	VIVT3.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Raia Drogasil S.A.	RADL3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Viver Incorp. E Construtora S.A.- Em Recuperação Judicial	VIVR3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Pdg Realty Sa Empreendimentos E Parts - Em Recuperação Judicial	PDGR3.SA	Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração	Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração

Companhia De CEDO3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Fiacao E Tecidos		
Cedro E Cachoeira		
Banco Alfa De BRIV3.SA	Bancos	Bancos
Investimento S.A.		
Itausa S.A.	ITSA3.SA	Sem Setor Emp. Adm. Part. - Principal Sem Setor Principal
Companhia De CEDO4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Fiacao E Tecidos		
Cedro E Cachoeira		
Banco Alfa De BRIV4.SA	Bancos	Bancos
Investimento S.A.		
Itausa S.A.	ITSA4.SA	Sem Setor Emp. Adm. Part. - Principal Sem Setor Principal
Br Malls BRML3.SA	Comércio	Emp. Adm. Part. -
Participações S.A.	(Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Tecnosolo S/A - TCNO3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Em Recuperação Judicial		
Cia. De SAPR3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Saneamento Do		
Paraná - Sanepar		

Tecnosolo S/A - Em Recuperação Judicial	TCNO4.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Cia. De Saneamento Do Paraná - Sanepar	SAPR4.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Padtec Holding S.A.	PDTC3.SA	Comunicação e Informática	Emp. Adm. Part. - Comunicação e Informática
Qualicorp Consultoria Corretora Seguros S.A.	QUAL3.SA	Seguradoras e Corretoras	Seguradoras e Corretoras
Diagnosticos America Sa	DASA3.SA	Serviços Médicos	Serviços Médicos
Companhia Paranaense De Energia Copel	CPLE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Pomifrutas S/A - Em Recuperação Judicial	FRTA3.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)
Banco Abc Brasil S/A	ABCB4.SA	Bancos	Bancos
Arezzo Indústria E Comercio S/A	ARZZ3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário

Construtora Tenda S/A	TEND3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Cielo S.A.	CIEL3.SA	Intermediação Financeira	Intermediação Financeira
Mmx Mineração E Metálicos S.A. - Em Recuperação Judicial	MMXM3.SA	Extração Mineral	Extração Mineral
M Dias Branco Sa Ind E Com De Alimentos	MDIA3.SA	Alimentos	Alimentos
Cia Siderurgica Nacional	CSNA3.SA	Metalurgia Siderurgia	e Metalurgia e Siderurgia
Brf S.A.	BRFS3.SA	Alimentos	Emp. Adm. Part. - Alimentos
Aliansce Sonae Shopping Centers S.A.	ALSO3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Emp. Adm. Part. - Comércio (Atacado e Varejo)
Unipar Carbocloro S.A.	UNIP3.SA	Petroquímicos e Borracha	Petroquímicos e Borracha
Banestes Sa Banco Do Estado Do Espirito Santo	BEES3.SA	Bancos	Bancos
Banestes Sa Banco Do Estado Do Espirito Santo	BEES4.SA	Bancos	Bancos

Helbor Empreendimentos S/A	HBOR3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Grendene Sa	GRND3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Trevisa Investimentos Sa	LUXM3.SA	Sem Principal	Setor Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Trevisa Investimentos Sa	LUXM4.SA	Sem Principal	Setor Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Cr2 Empreendimentos Imobiliários S/A	CRDE3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Cia Energ Minas Gerais - Cemig	CMIG3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cia Energ Minas Gerais - Cemig	CMIG4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Porto Seguro Sa	PSSA3.SA	Seguradoras Corretoras	e Emp. Adm. Part. - Seguradoras e Corretoras
Mundial S.A - Produtos De Consumo	MNDL3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Cia Tecidos Santanense	CTSA3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário

Cia Santanense	Tecidos	CTSA4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Equatorial S/A	Energia	EQTL3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cteep-Cia Energia Paulista	Transm Elétr.	TRPL3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Inepar Construções Recuperação Judicial	Sa Ind E - Em	INEP3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Karsten Sa		CTKA3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Centrais De Santa S.A	Eletricas Catarina	CLSC3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cteep-Cia Energia Paulista	Transm Elétr.	TRPL4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Inepar Construções Recuperação Judicial	Sa Ind E - Em	INEP4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Karsten Sa		CTKA4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Centrais De Santa S.A	Eletricas Catarina	CLSC4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica

T4f Entretenimento Sa	SHOW3.SA	Brinquedos Lazer	e	Brinquedos Lazer	e
Ecorodovias Infraestrutura E Logística S.A.	ECOR3.SA	Serviços Transporte Logística	e	Serviços Transporte Logística	e
Hoteis Othon S.A. - Em Recuperação Judicial	HOOT3.SA	Hospedagem Turismo	e	Hospedagem Turismo	e
Wetzel S.A. Em Recuperação Judicial	MWET3.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Metalurgia Siderurgia	e
Gol Linhas Aereas Inteligentes Sa	GOLL4.SA	Serviços Transporte Logística	e	Emp. Adm. Part. - Serviços Transporte Logística	e
Hoteis Othon S.A. - Em Recuperação Judicial	HOOT4.SA	Hospedagem Turismo	e	Hospedagem Turismo	e
Wetzel S.A. Em Recuperação Judicial	MWET4.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Metalurgia Siderurgia	e
Metalfrio Solutions S/A	FRIO3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças		Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	
Paranapanema Sa	PMAM3.SA	Metalurgia Siderurgia	e	Metalurgia Siderurgia	e
Cambuci Sa	CAMB3.SA	Têxtil e Vestuário		Têxtil e Vestuário	

Cambuci Sa	CAMB4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Whirlpool S.A	WHRL3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Whirlpool S.A	WHRL4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Grazziotin Sa	CGRA3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Grazziotin Sa	CGRA4.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Ferrovia Centro Atlantica Sa	VSPT3.SA	Serviços Transporte e Logística	Serviços Transporte e Logística
Cia Estadual De Distribuição De Energia Eletrica	CEED3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Enauta Participações S.A.	ENAT3.SA	Petróleo e Gás	Emp. Adm. Part. - Petróleo e Gás
Petróleo Brasileiro S.A. - Petrobras	PETR3.SA	Petróleo e Gás	Petróleo e Gás
Cia Estadual De Distribuição De Energia Eletrica	CEED4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Petróleo Brasileiro S.A. - Petrobras	PETR4.SA	Petróleo e Gás	Petróleo e Gás

Bardella S.A. Inds Mecanicas - Em Recuperação Judicial	BDLL3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Klabin S.A.	KLBN3.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Bardella S.A. Inds Mecanicas - Em Recuperação Judicial	BDLL4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Klabin S.A.	KLBN4.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Igb Eletrônica S.A. - Em Recuperação Judicial	IGBR3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Sondotecnica Engenharia De Solos S/A.	SOND3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Guararapes Confeções Sa	GUAR3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Mills Estruturas E Serviços De Engenharia S/A	MILS3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Restoque Comércio E Confeções De Roupas Sa	LLIS3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Emp. Adm. Part. - Comércio (Atacado e Varejo)
Edp Energias Do Brasil S/A	ENBR3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica

Vale S.A.	VALE3.SA	Extração Mineral	Extração Mineral
Fras-Le Sa	FRAS3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Alpargatas Sa	ALPA3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Marisa Lojas Sa	AMAR3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Alpargatas Sa	ALPA4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Banco Do Estado De Sergipe Sa	BGIP3.SA	Bancos	Bancos
Cia Ferro Ligas Bahia Ferbasa	FESA3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Lojas Renner Sa	LREN3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Banco Do Estado De Sergipe Sa	BGIP4.SA	Bancos	Bancos
Cia Ferro Ligas Bahia Ferbasa	FESA4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Suzano S.A.	SUZB3.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Localiza Rent A Car Sa	RENT3.SA	Serviços Transporte e Logística	Serviços Transporte e Logística
Nutriplant Industria E Comércio S/A	NUTR3.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)

Companhia Melhoramentos De São Paulo	MSPA3.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Nordon Inds Metalurgicas Sa	NORD3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Weg Sa	WEGE3.SA	Máqs., Equip., Veíc. e Peças	Emp. Adm. Part. - Máqs., Equip., Veíc. e Peças
Companhia Melhoramentos De São Paulo	MSPA4.SA	Papel e Celulose	Papel e Celulose
Bradespar S/A	BRAP3.SA	Extração Mineral	Emp. Adm. Part. - Extração Mineral
Odontoprev S/A	ODPV3.SA	Serviços Médicos	Serviços Médicos
Positivo Tecnologia S.A.	POSI3.SA	Comunicação e Informática	Comunicação e Informática
Bradespar S/A	BRAP4.SA	Extração Mineral	Emp. Adm. Part. - Extração Mineral
Cia Tecidos Norte De Minas - Coteminas	CTNM3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Mercantil Do Br Finc Sa Cfi	MERC3.SA	Bancos	Bancos
Emae Emp.Metropolitana Águas Energia S.A	EMAE4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica

Cia Tecidos Norte De Minas - Coteminas	CTNM4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Mercantil Do Br Finc Sa Cfi	MERC4.SA	Bancos	Bancos
Banco Pan Sa	BPAN4.SA	Bancos	Bancos
Cosan S.A.	CSAN3.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)
Alfa Holdings Sa	RPAD3.SA	Intermediação Financeira	Emp. Adm. Part. - Intermediação Financeira
Rossi Residencial Sa	RSID3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Cia Cat. De Águas E Saneamento - Casan	CASN3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Cia Cat. De Águas E Saneamento - Casan	CASN4.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Biommm Sa	BIOM3.SA	Farmacêutico e Higiene	Farmacêutico e Higiene
Jhsf Participações Sa	JHSF3.SA	Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração	Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração

Refinaria Manguinhos Sa	Pet	RPMG3.SA	Petróleo e Gás	Petróleo e Gás
Companhia Gás De São Paulo - Comgás	De	CGAS3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Emp. Adm. Part. - Saneamento, Serv. Água e Gás
Taurus Armas S.A.		TASA3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Taurus Armas S.A.		TASA4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Cia Energ Ceara - Coelce		COCE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Hercules Fabrica Talheres	S/A - De	HETA3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Hercules Fabrica Talheres	S/A - De	HETA4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Randon Implementos Participações	S.A. E	RAPT3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Randon Implementos Participações	S.A. E	RAPT4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças

Trisul S/A	TRIS3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Alper Consultoria E Corretora De Seguros S.A.	APER3.SA	Seguradoras e Corretoras	Emp. Adm. Part. - Seguradoras e Corretoras
Tupy Sa	TUPY3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Cpfl Energia Sa	CPFE3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Pbg S/A	PTBL3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Tim S.A.	TIMS3.SA	Telecomunicações	Telecomunicações
Fertilizantes Heringer S.A. - Em Recuperação Judicial	FHER3.SA	Petroquímicos e Borracha	Petroquímicos e Borracha
Tecnisa S/A	TCSA3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Ez Tec Empreend. E Participações S/A	EZTC3.SA	Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração	Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. Constr. e Decoração

Dimed Distribuidora De Medicamentos	Sa De	PNVL3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Companhia De Participações - Celgpar	Celg	GPARG3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Direcional Engenharia Sa		DIRR3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Polpar S.A.		PPARG3.SA	Sem Principal	Setor Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Metalurgica Gerdau Sa		GOAU3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Metalurgica Gerdau Sa		GOAU4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Marfrig Foods Sa	Global	MRFG3.SA	Alimentos	Alimentos
Banco Bradesco S.A.		BBDC3.SA	Bancos	Bancos
Baumer Sa		BALM3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Banco Bradesco S.A.		BBDC4.SA	Bancos	Bancos
Baumer Sa		BALM4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia

Emp.Nac. De ECPR3.SA	Têxtil e Vestuário	Emp. Adm. Part. - Têxtil e Vestuário
Comércio, Rêdito E Part. S.A. - Encorpar		
Emp.Nac. De ECPR4.SA	Têxtil e Vestuário	Emp. Adm. Part. - Têxtil e Vestuário
Comércio, Rêdito E Part. S.A. - Encorpar		
Petro Rio S.A. PRIO3.SA	Petróleo e Gás	Petróleo e Gás
Teka Tecelagem TEKA3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Kuehnrich Sa - Em Recuperação Judicial		
Teka Tecelagem TEKA4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Kuehnrich Sa - Em Recuperação Judicial		
Sul America S/A SULA3.SA	Seguradoras e Corretoras	Emp. Adm. Part. - Seguradoras e Corretoras
Manufatura De ESTR3.SA	Brinquedos e Lazer	Brinquedos e Lazer
Brinquedos Estrela Sa		
Manufatura De ESTR4.SA	Brinquedos e Lazer	Brinquedos e Lazer
Brinquedos Estrela Sa		

Sul America S/A	SULA11.SA	Seguradoras e Corretoras	Emp. Adm. Part. - Seguradoras e Corretoras
Metalurgica Riosulense Sa	RSUL3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Banco Do Estado Do Rio Grande Do Sul Sa	BRSR3.SA	Bancos	Bancos
Metalurgica Riosulense Sa	RSUL4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Cia De Participações Aliança Da Bahia	PEAB3.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Technos Sa	TECN3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Iguatemi Empresa De Shopping Centers S/A	IGTA3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Azevedo & Travassos Sa	AZEV3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Cia De Participações Aliança Da Bahia	PEAB4.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal

Azevedo & AZEV4.SA Travassos Sa		Construção Civil, Construção Civil, Mat. Constr. e Mat. Constr. e Decoração Decoração
Saraiva Livreiros SLED3.SA S.A. - Em Recuperação Judicial		Gráficas e Editoras Gráficas e Editoras
Pettenati Sa Ind PTNT3.SA Textil		Têxtil e Vestuário Têxtil e Vestuário
Saraiva Livreiros SLED4.SA S.A. - Em Recuperação Judicial		Gráficas e Editoras Gráficas e Editoras
Pettenati Sa Ind PTNT4.SA Textil		Têxtil e Vestuário Têxtil e Vestuário
Br Properties S.A. BRPR3.SA		Sem Setor Emp. Adm. Part. - Principal Sem Setor Principal
Correa Ribeiro Sa CORR3.SA Com Ind		Construção Civil, Construção Civil, Mat. Constr. e Mat. Constr. e Decoração Decoração
Kepler Weber Sa KEPL3.SA		Metalurgia e Emp. Adm. Part. - Siderurgia Metalurgia e Siderurgia
Correa Ribeiro Sa CORR4.SA Com Ind		Construção Civil, Construção Civil, Mat. Constr. e Mat. Constr. e Decoração Decoração

Renova S.A.	Energia - Em Recuperação Judicial	RNEW11.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Cemepe Investimentos Sa		MAPT3.SA	Sem Principal	Setor Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Cemepe Investimentos Sa		MAPT4.SA	Sem Principal	Setor Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Braskem S.A.		BRKM3.SA	Petroquímicos e Borracha	Petroquímicos e Borracha
Recrusul Sa		RCSL3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Recrusul Sa		RCSL4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Atma Participações S.A.		ATMP3.SA	Comunicação e Informática	Emp. Adm. Part. - Comunicação e Informática
Brasil Brokers Participações Sa		BBRK3.SA	Const. Civil, Mat. Const. e Decoração	Emp. Adm. Part. - Const. Civil, Mat. Const. e Decoração
Fleury Sa		FLRY3.SA	Serviços Médicos	Serviços Médicos

Cia Energética De Pernambuco Celpe		CEPE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Financeira S.A.- C.F.I	Alfa	CRIV3.SA	Bancos	Bancos
Eternit S.A.- Recuperação Judicial	Em	ETER3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Marcopolo Sa		POMO3.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Financeira S.A.- C.F.I	Alfa	CRIV4.SA	Bancos	Bancos
Marcopolo Sa		POMO4.SA	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças	Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças
Banco Pine S/A		PINE4.SA	Bancos	Bancos
Investimentos Bemge S.A.		FIGE3.SA	Bancos	Bancos
Companhia Brasileira De Distribuição		PCAR3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Jereissati Participações S/A		JPSA3.SA	Telecomunicações	Emp. Adm. Part. - Telecomunicações
Investimentos Bemge S.A.		FIGE4.SA	Bancos	Bancos

Eletróbrás Participações S.A. - Eletropar	LIPR3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Tegma Gestão Logística Sa	TGMA3.SA	Serviços Transporte e Logística	Serviços Transporte e Logística
Magazine Luiza Sa	MGLU3.SA	Comércio (Atacado e Varejo)	Comércio (Atacado e Varejo)
Log-In Logística Intermodal Sa	LOGN3.SA	Serviços Transporte e Logística	Serviços Transporte e Logística
Eucatex Sa Ind E Comercio	EUCA3.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Minerva S/A	BEEF3.SA	Alimentos	Alimentos
Eucatex Sa Ind E Comercio	EUCA4.SA	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração	Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração
Usinas Siderurgicas De Minas Gerais Sa	USIM3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Banco Do Nordeste Do Brasil Sa	BNBR3.SA	Bancos	Bancos
Josapar-Oliveira Particip	JOPA3.SA	Alimentos	Emp. Adm. Part. - Alimentos

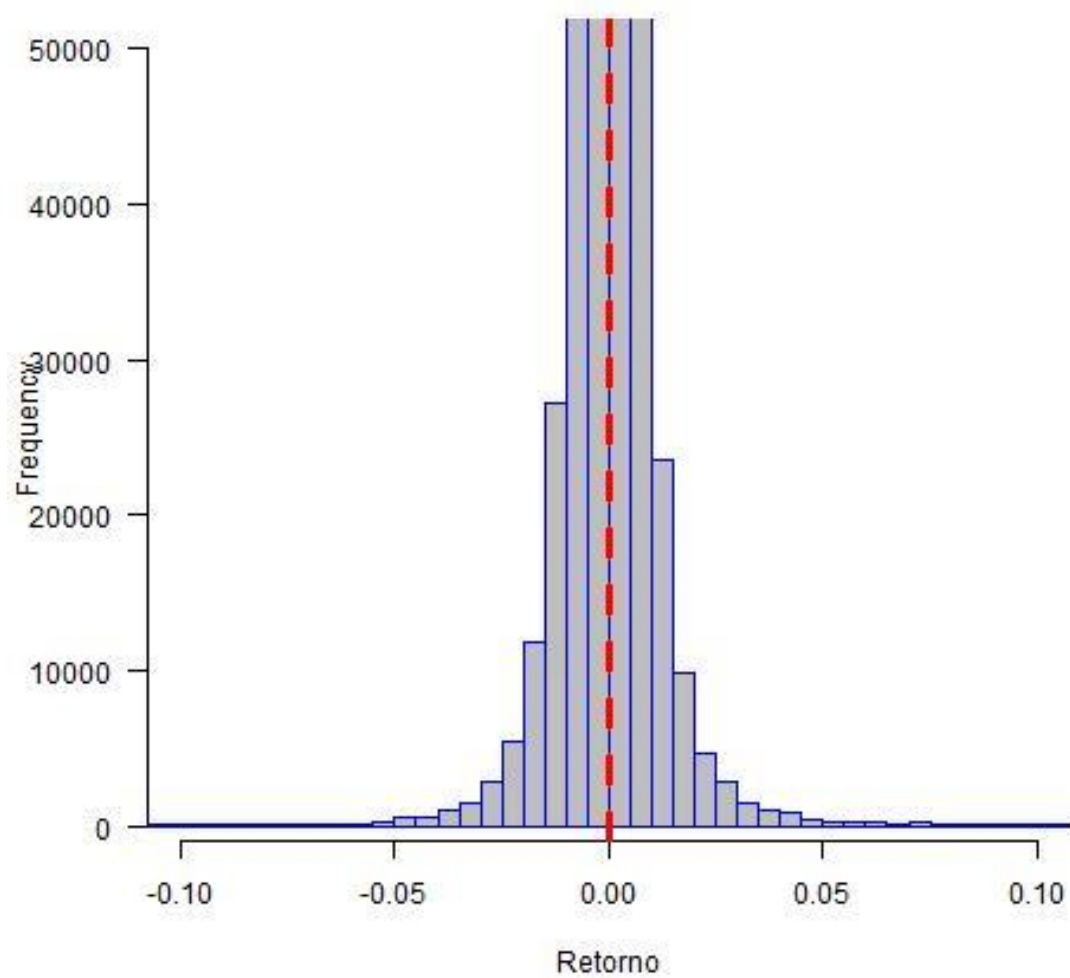
Excelsior Alimentos Sa.	BAUH3.SA	Alimentos	Alimentos
Josapar- Oliveira Particip	JOPA4.SA S/A	Alimentos	Emp. Adm. Part. - Alimentos
Excelsior Alimentos Sa.	BAUH4.SA	Alimentos	Alimentos
Banco Amazônia S.A.	BAZA3.SA	Intermediação Financeira	Intermediação Financeira
São Carlos Empreends Participações S.A	SCAR3.SA	Sem Setor Principal	Emp. Adm. Part. - Sem Setor Principal
Bahema Educacao S.A.	BAHI3.SA	Educação	Emp. Adm. Part. - Educação
Brasilagro Bras De Agricolas	AGRO3.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)
Slc Agrícola Sa	SLCE3.SA	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)	Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana)
Rede Energia Participações S.A.	REDE3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Rio Paranapanema Energia Sa	GEPA3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica

Companhia Saneamento Minas Gerais	De De	CSMG3.SA	Saneamento, Serv. Água e Gás	Saneamento, Serv. Água e Gás
Rio Paranapanema Energia Sa		GEPA4.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Equatorial Distribuidora Energia S.A.	Pará De	EQPA3.SA	Energia Elétrica	Energia Elétrica
Transmissora Aliança Energia S.A.	De Elétrica	TAEE3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Haga Indústria Comércio	S.A. E	HAGA3.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Valid S.A.	Soluções	VLID3.SA	Gráficas e Editoras	Gráficas e Editoras
Haga Indústria Comércio	S.A. E	HAGA4.SA	Metalurgia e Siderurgia	Metalurgia e Siderurgia
Transmissora Aliança Energia S.A.	De Elétrica	TAEE11.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
B3 S.A. - Brasil, Bolsa, Balcão		B3SA3.SA	Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros	Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros

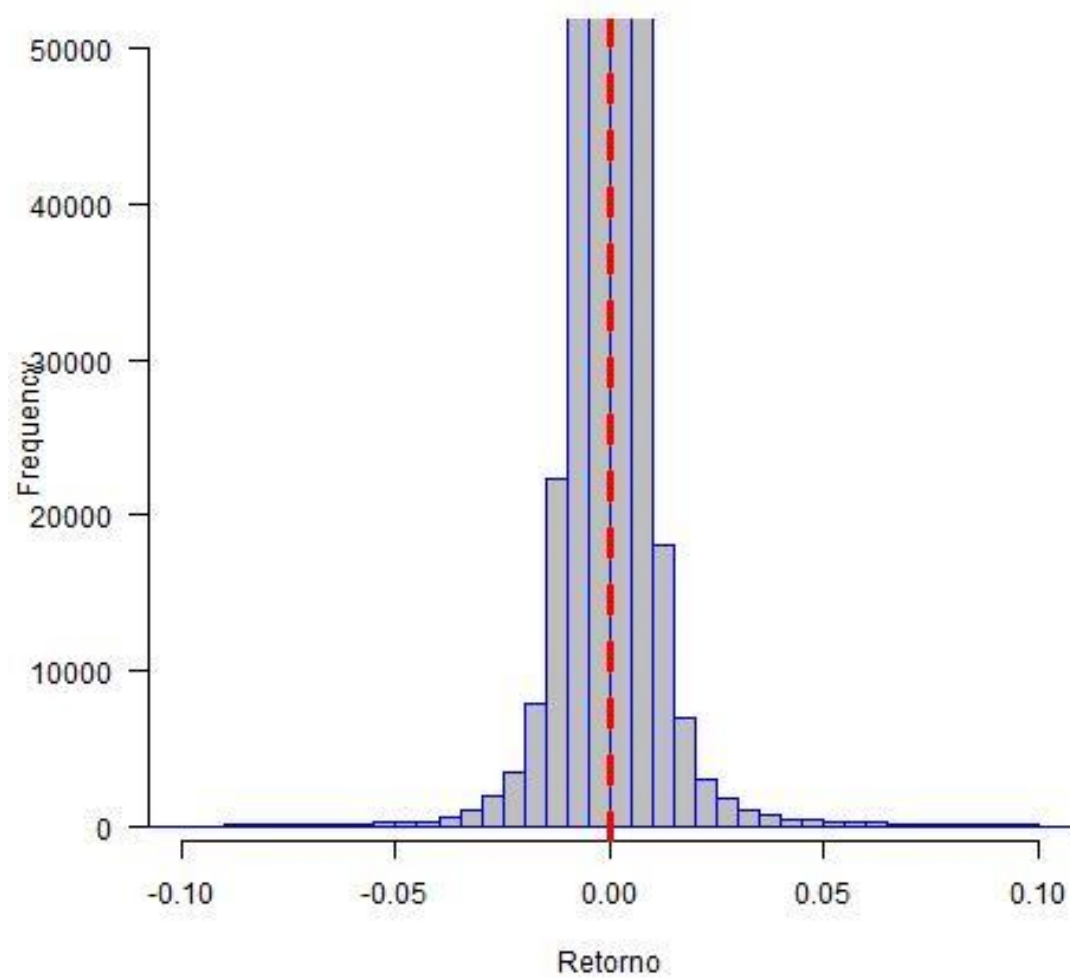
São Paulo Turismo S. A.	AHEB3.SA	Hospedagem Turismo	e Emp. Adm. Part. - Hospedagem e Turismo
Light Sa	LIGT3.SA	Energia Elétrica	Emp. Adm. Part. - Energia Elétrica
Têxtil Renauxview S/A	TXRX3.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário
Têxtil Renauxview S/A	TXRX4.SA	Têxtil e Vestuário	Têxtil e Vestuário

Anexo 2 Distribuição Retornos Base Amostral

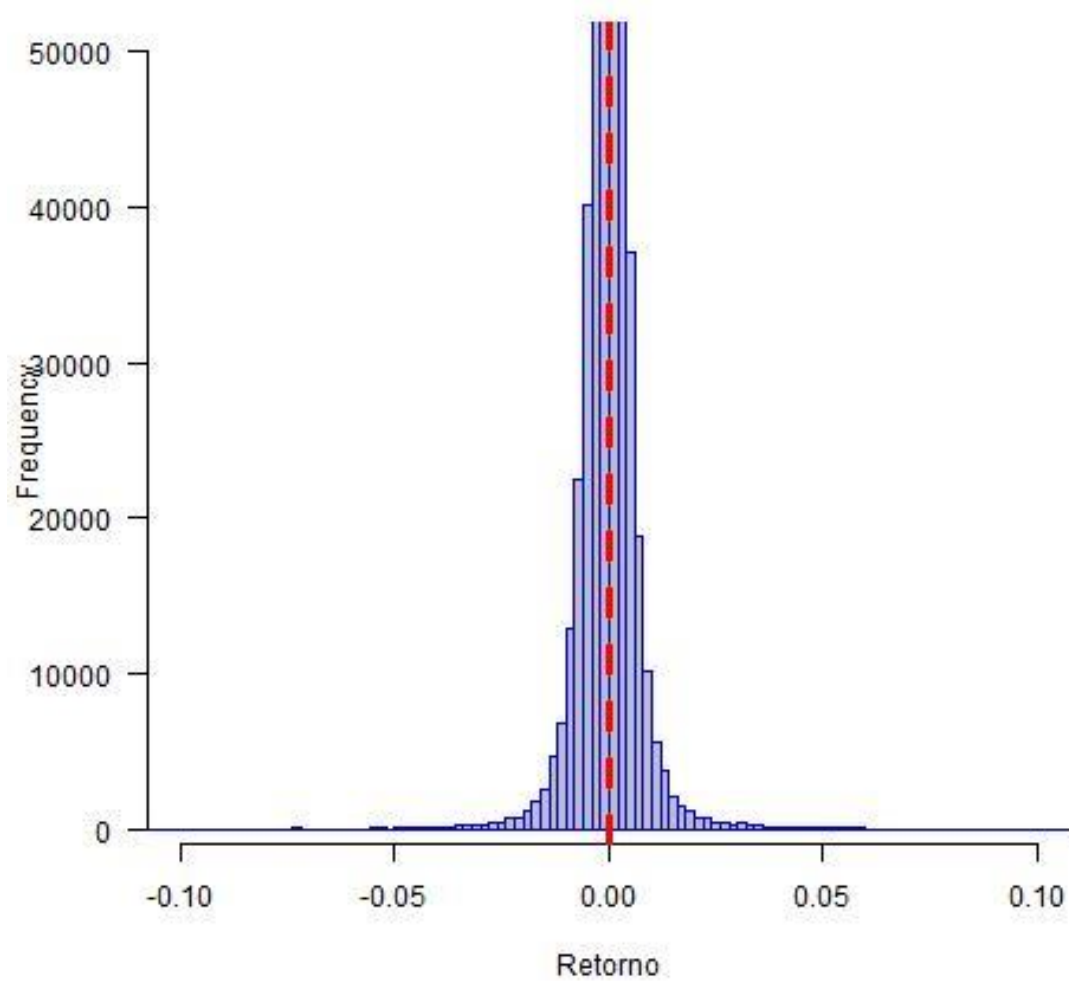
Retorno 10 dias



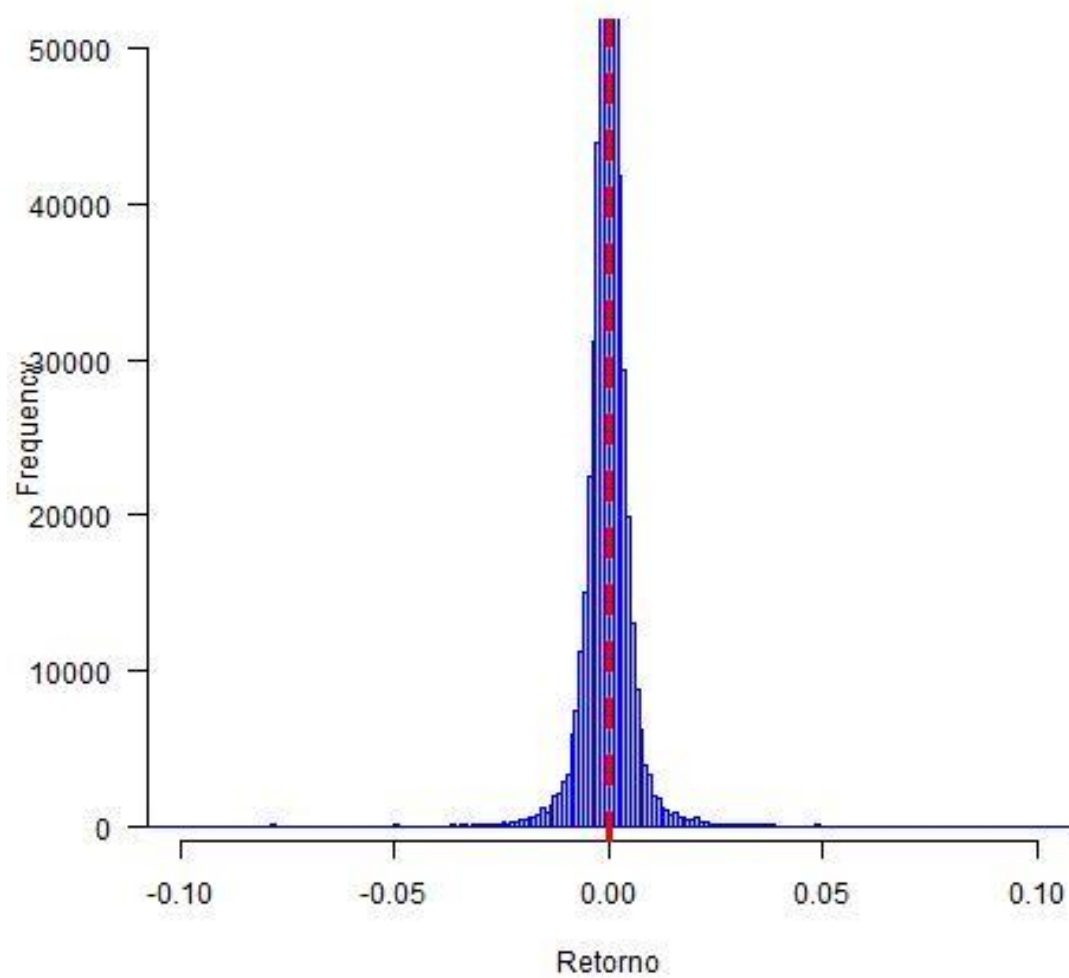
Retorno 15 dias

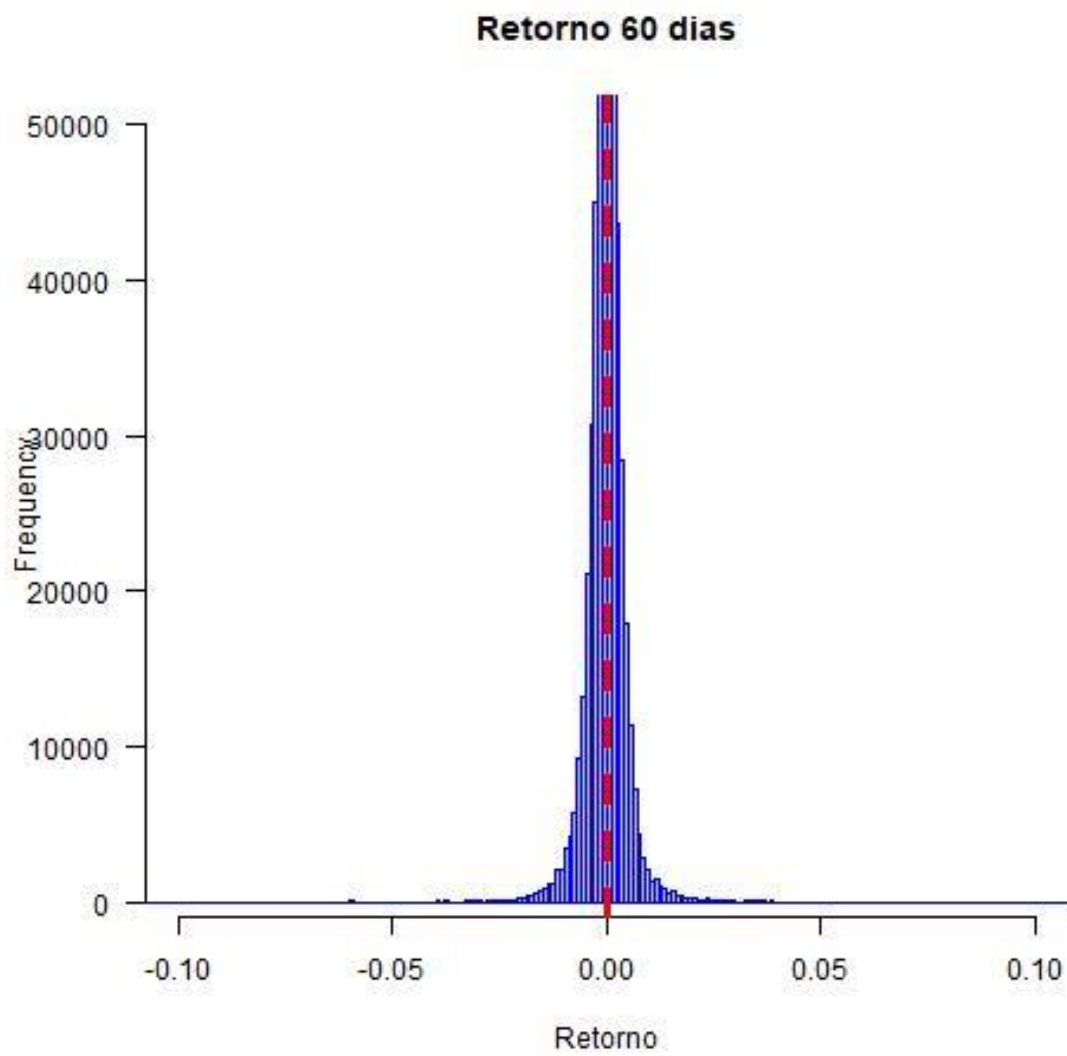


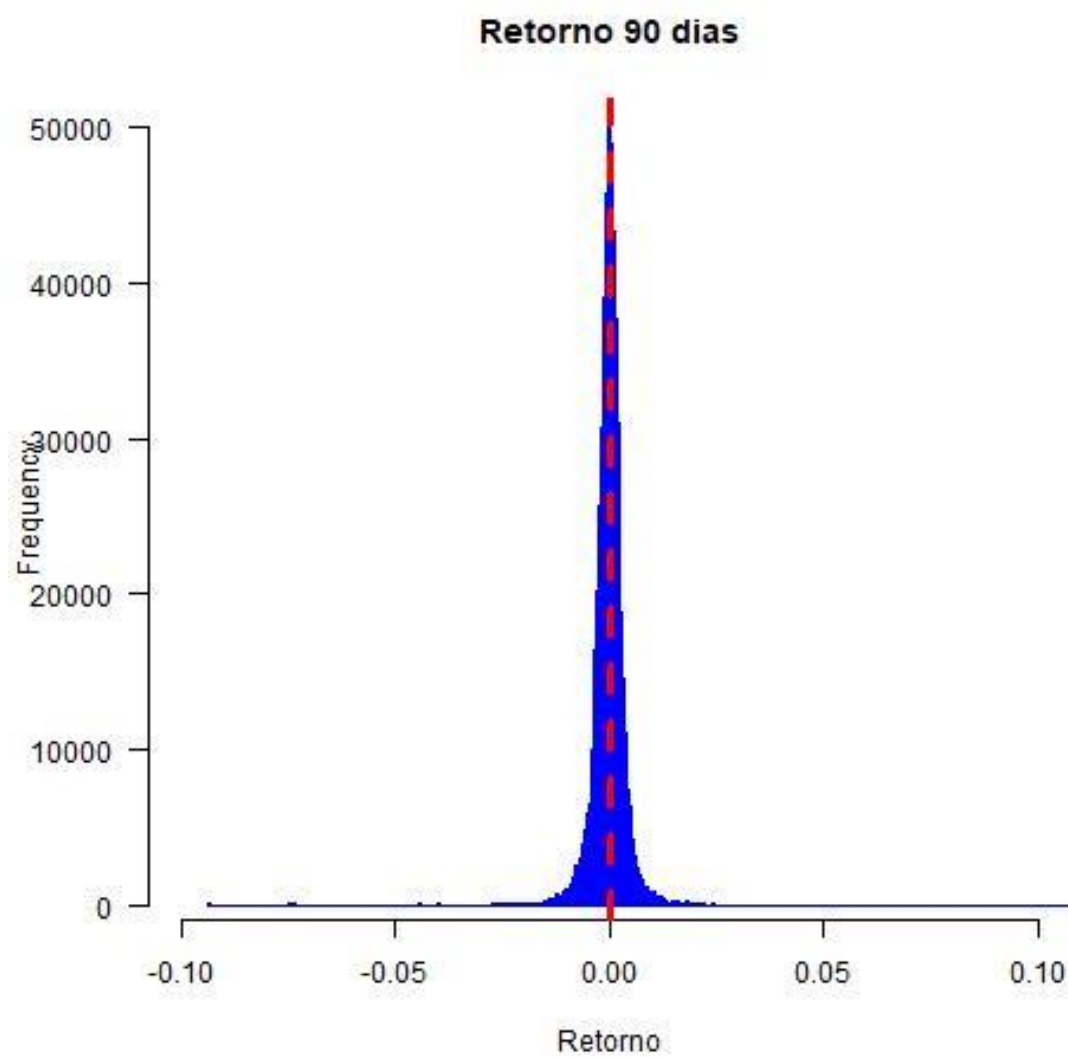
Retorno 30 dias



Retorno 45 dias

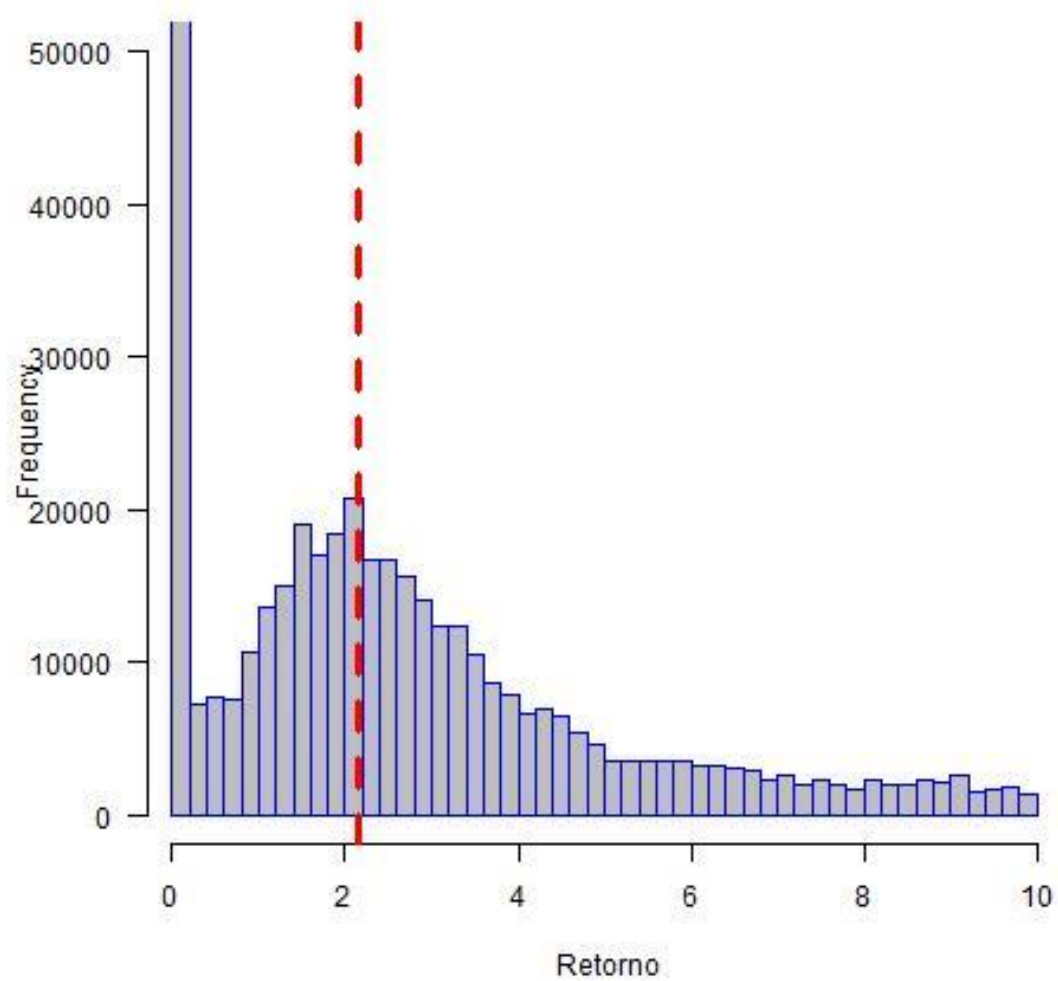




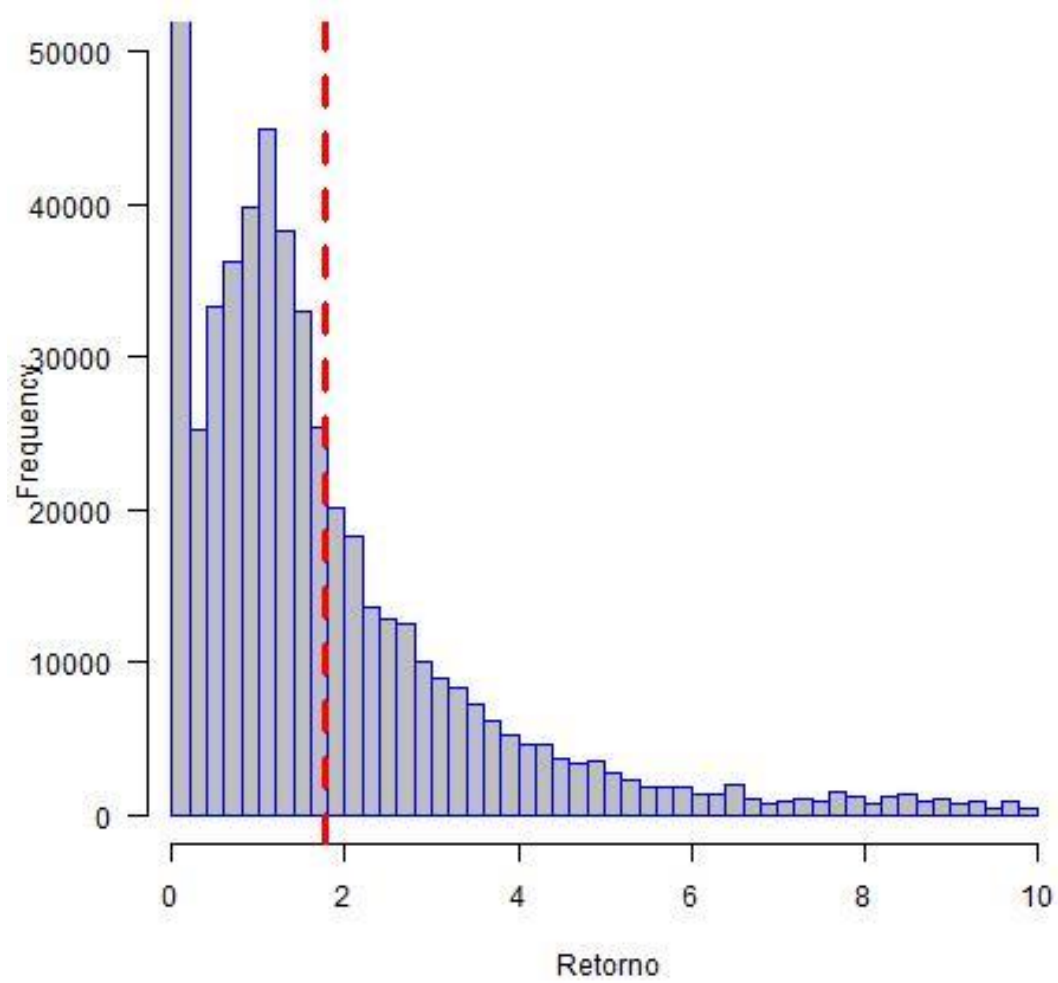


Anexo 3-Distribuição dos Multiplos

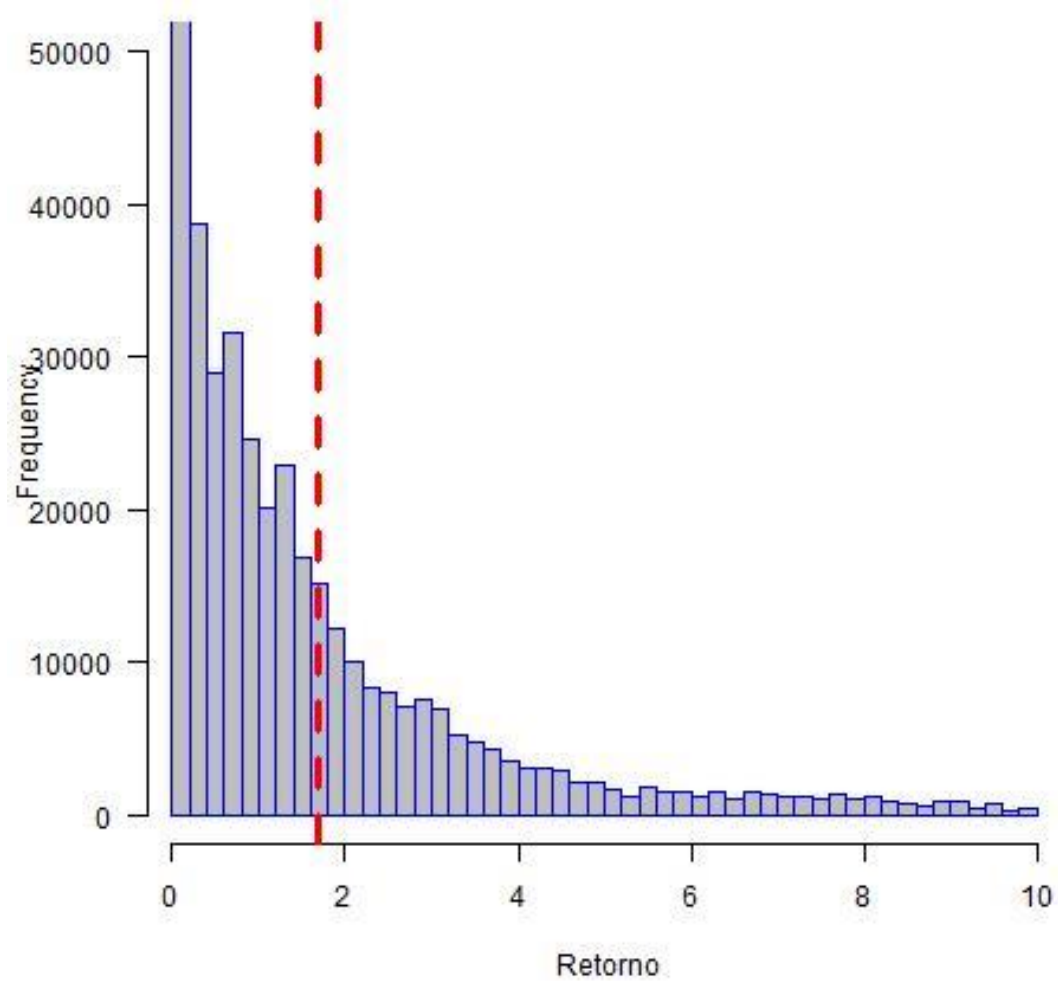
Retorno Alvo Múltiplo EBITDA Damodaran



Retorno Alvo Multiplo EBITDA Calculado

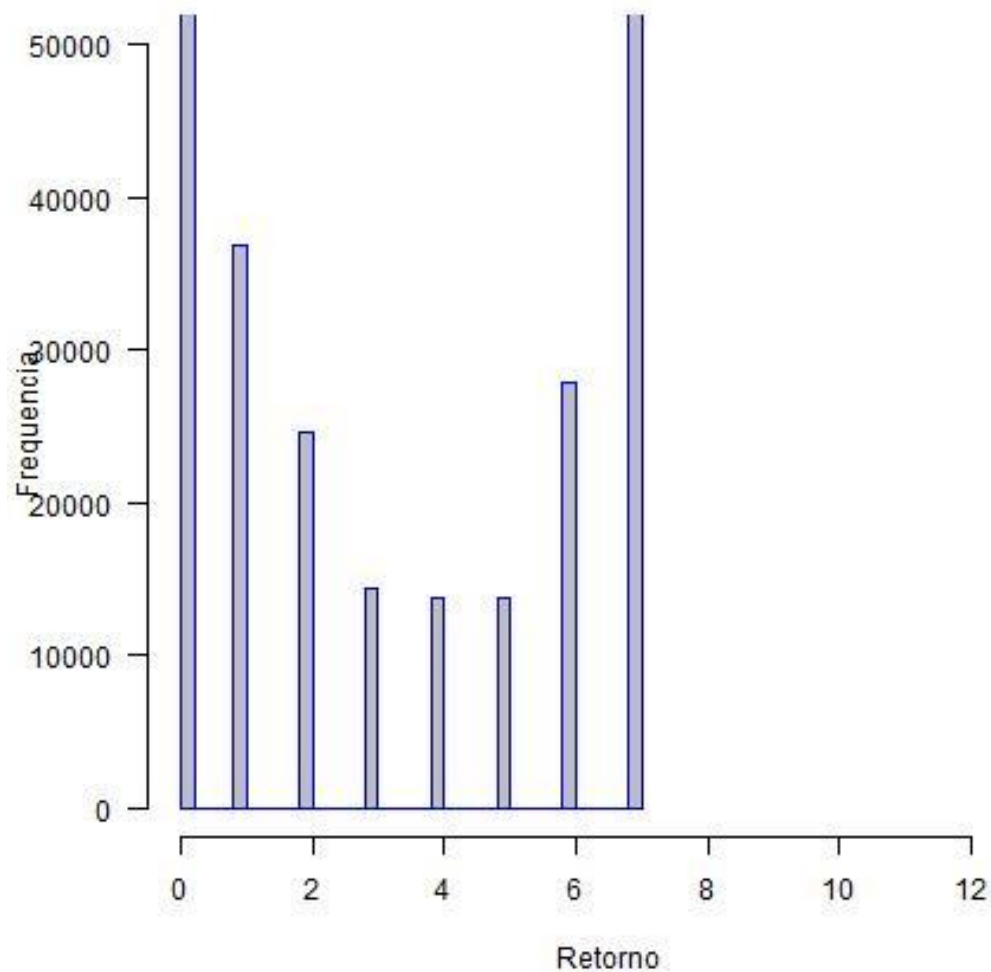


Retorno Alvo Múltiplo Preço Lucro

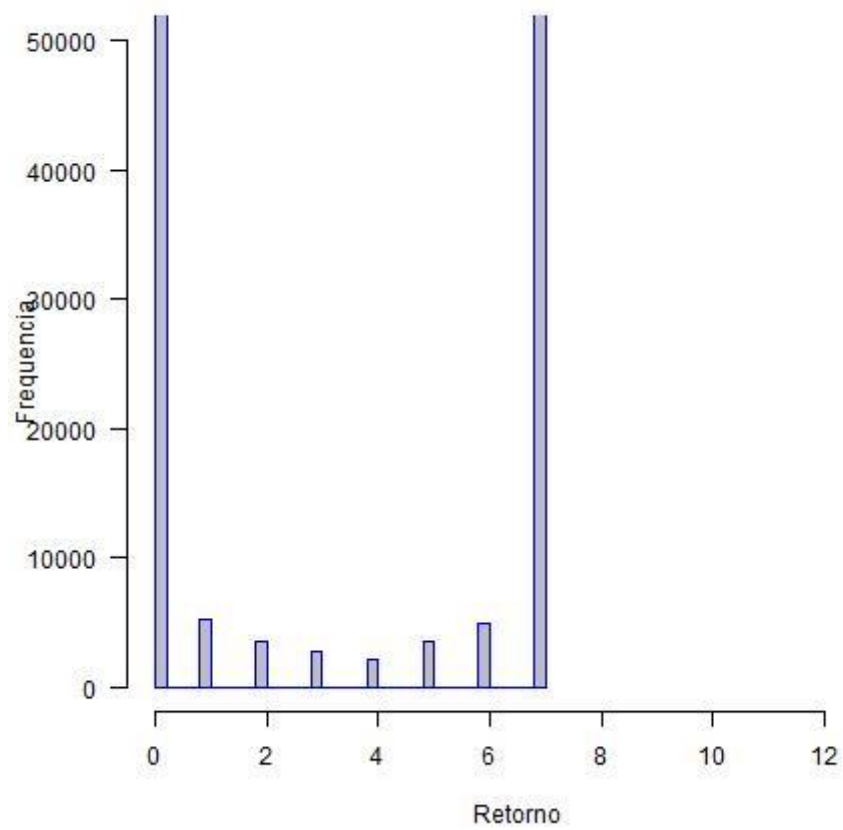


Anexo 4-Classificações de Fibonacci

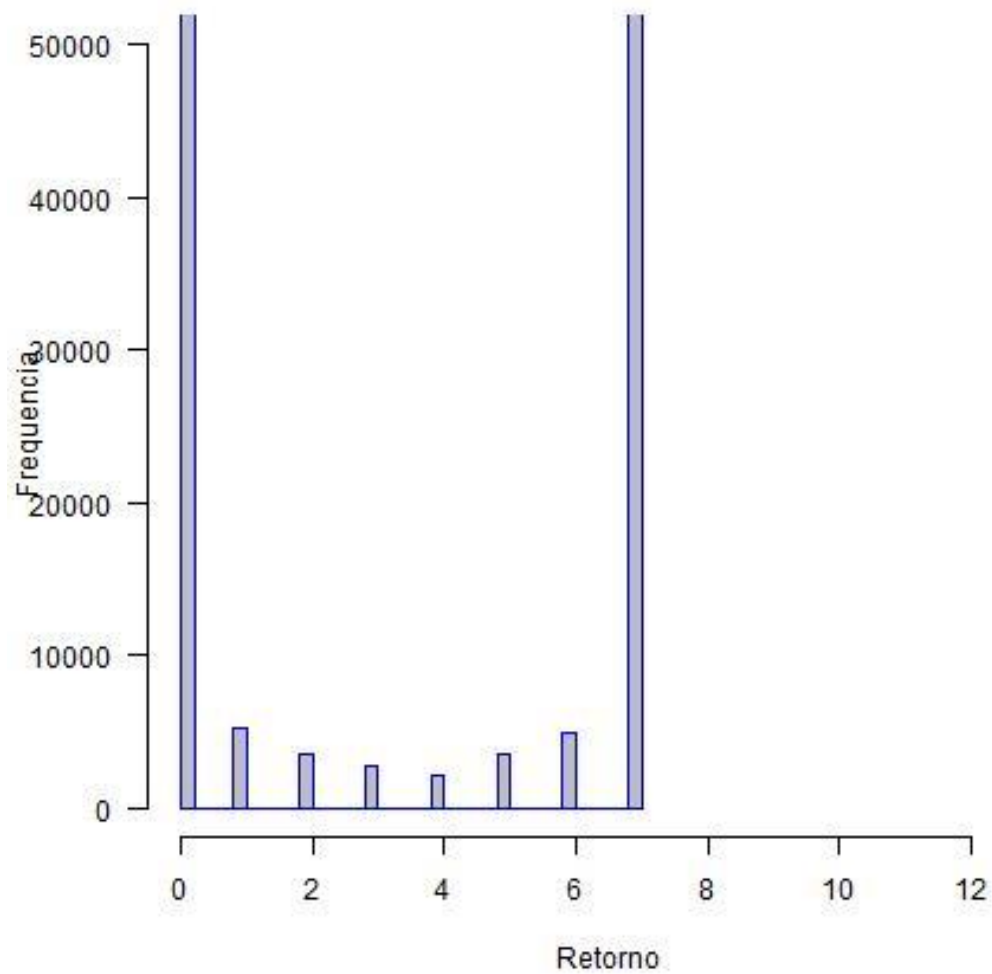
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Damodaran) Preço His



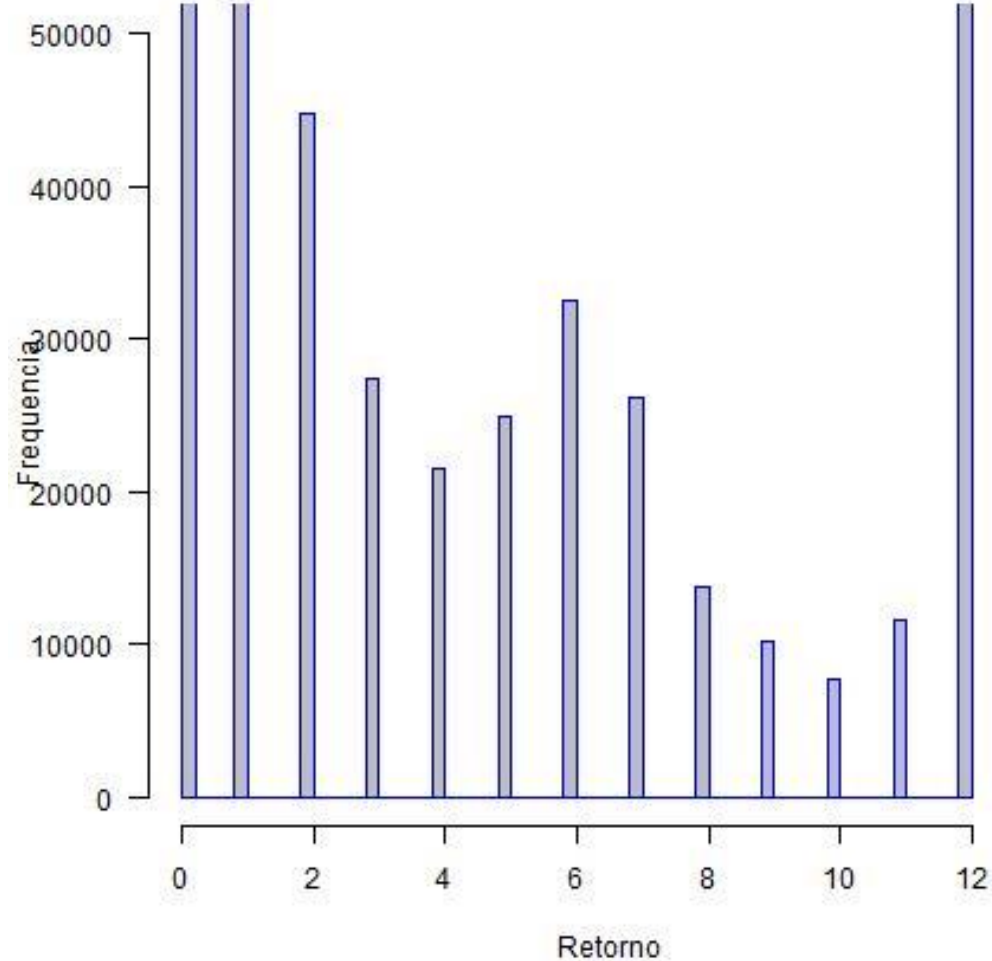
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Damodaran) 90 Per.



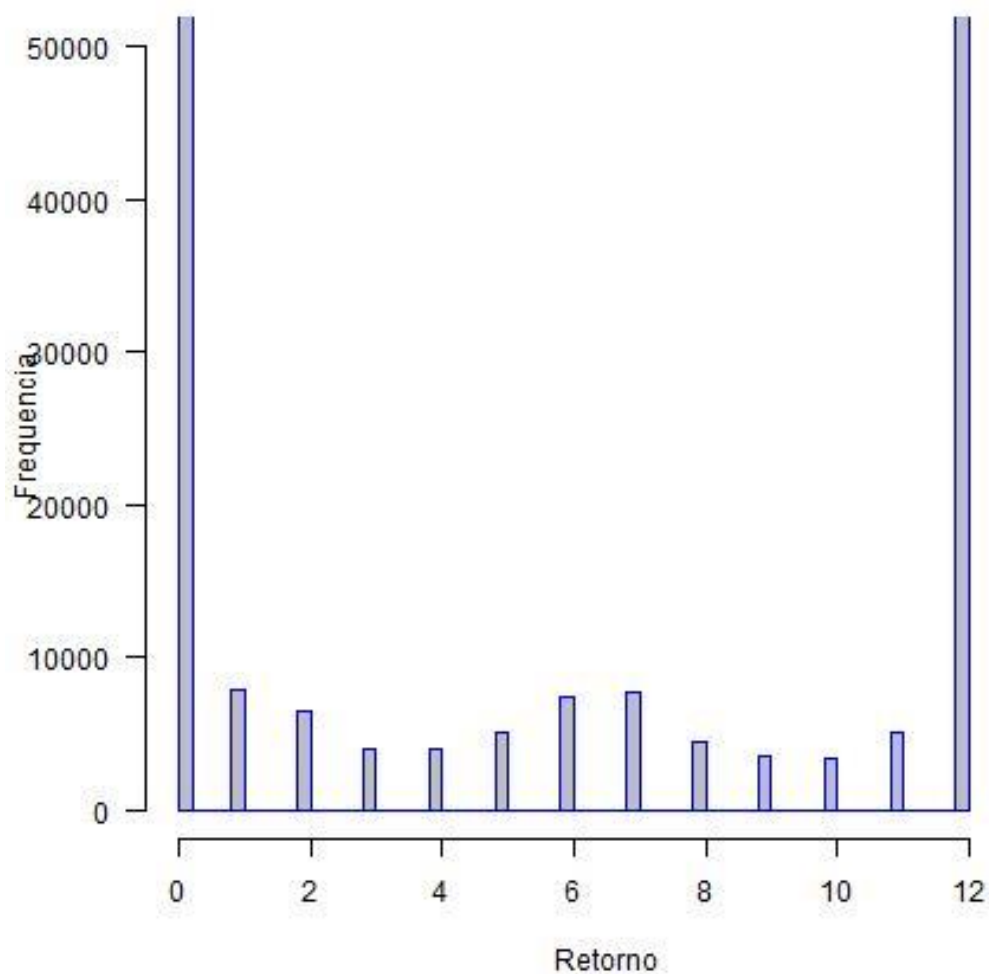
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Damodaran) 30 Per.



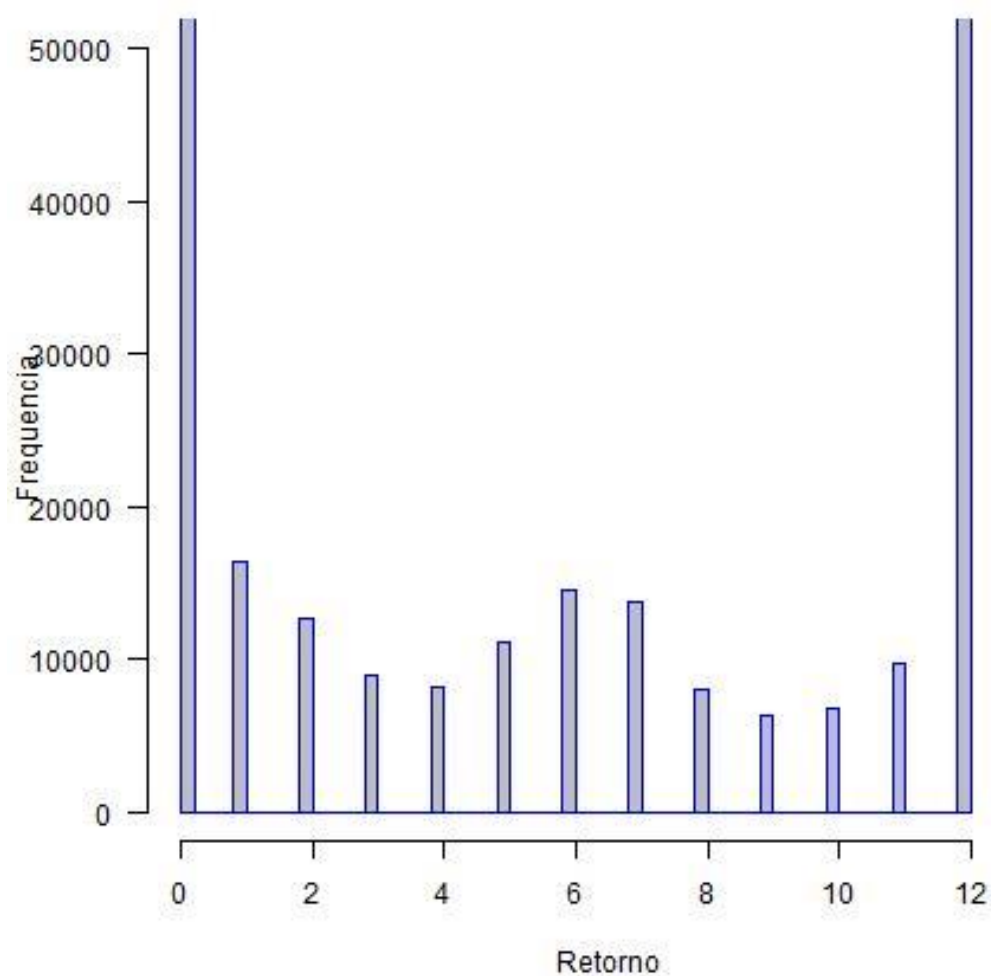
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Calculado) Preço Hist



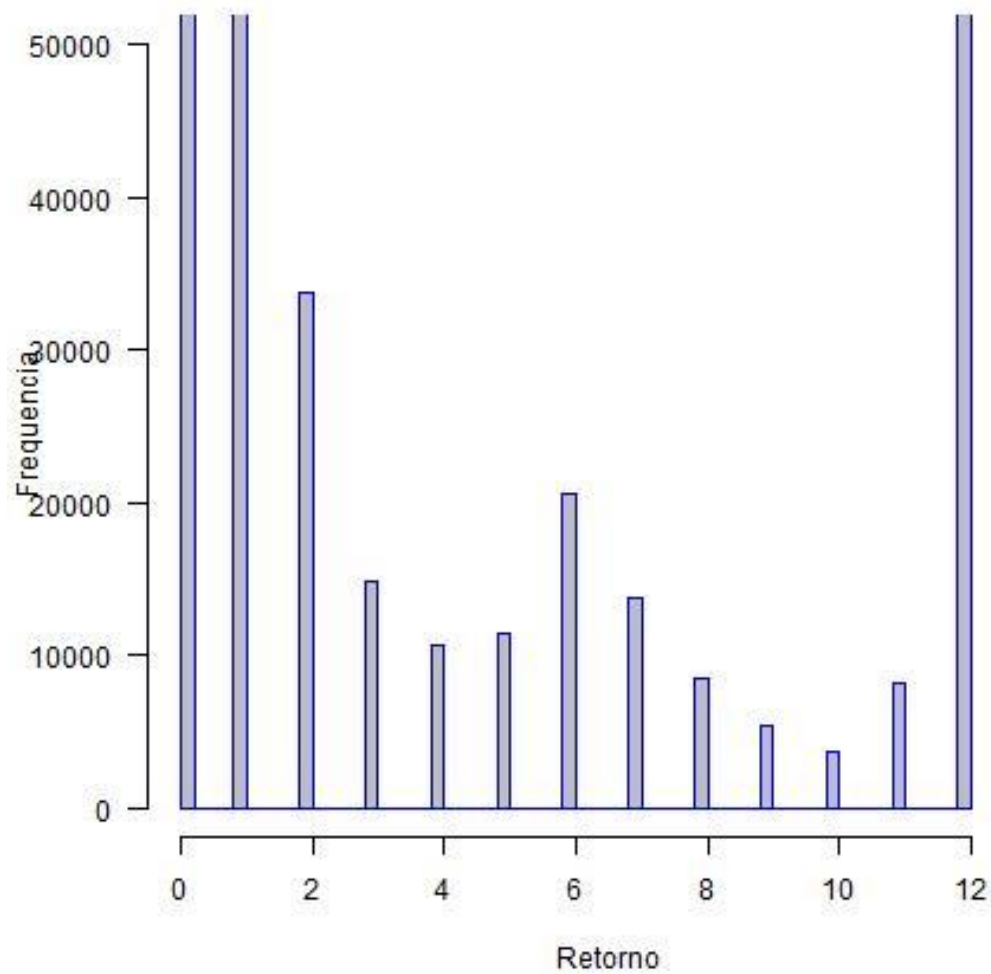
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Calculado) 30 Per.



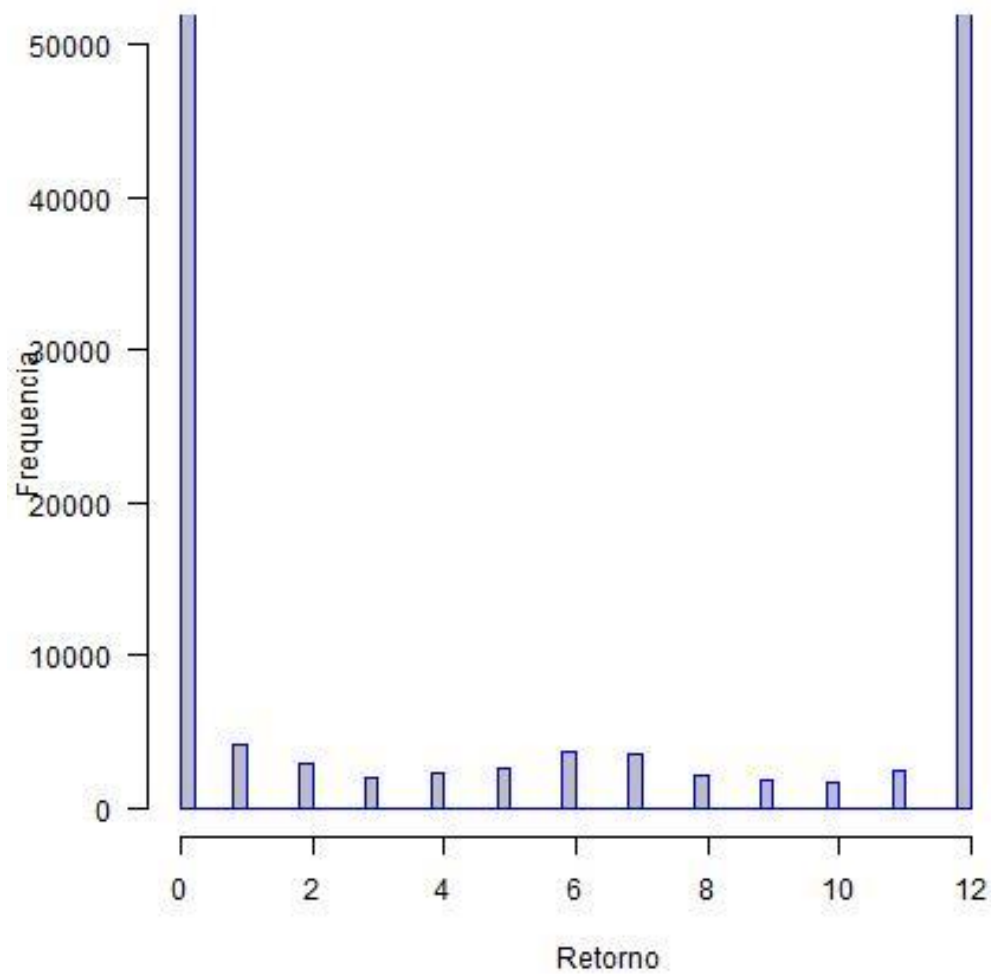
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo EBITDA (Calculado) 90 Per.



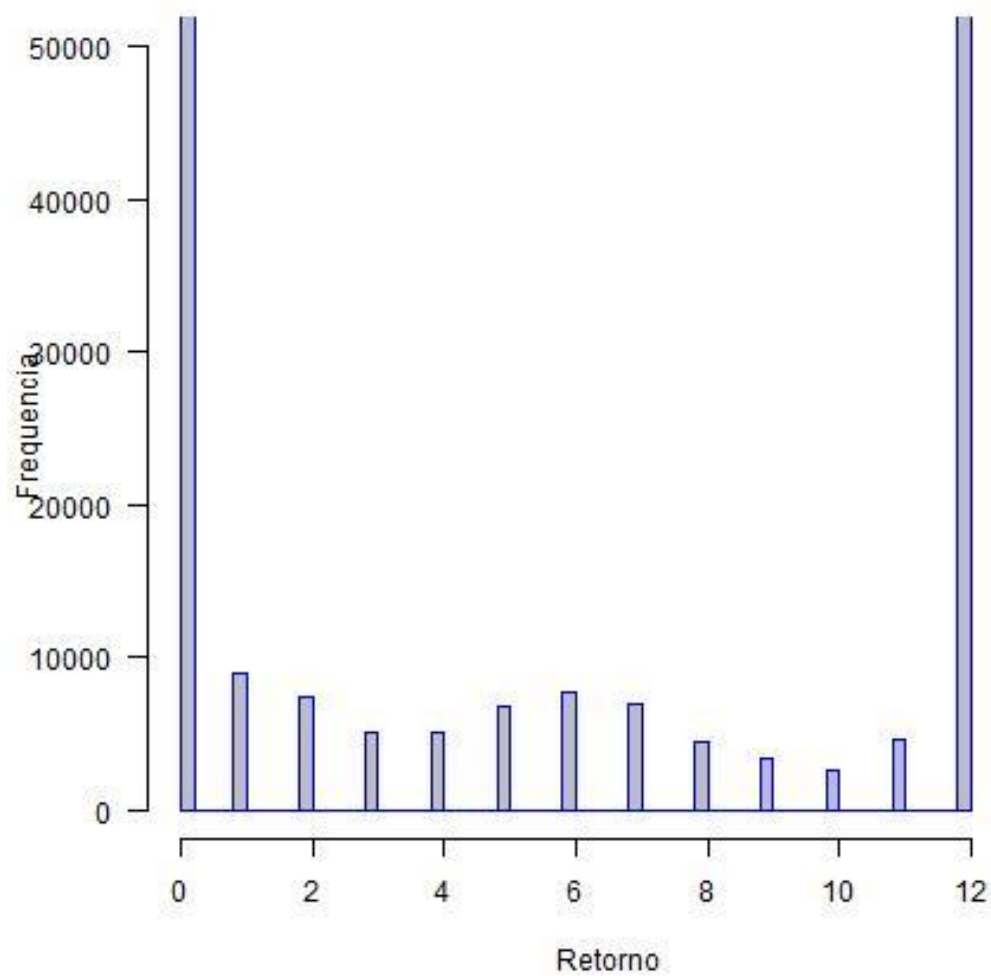
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo P/LPreço Hist.



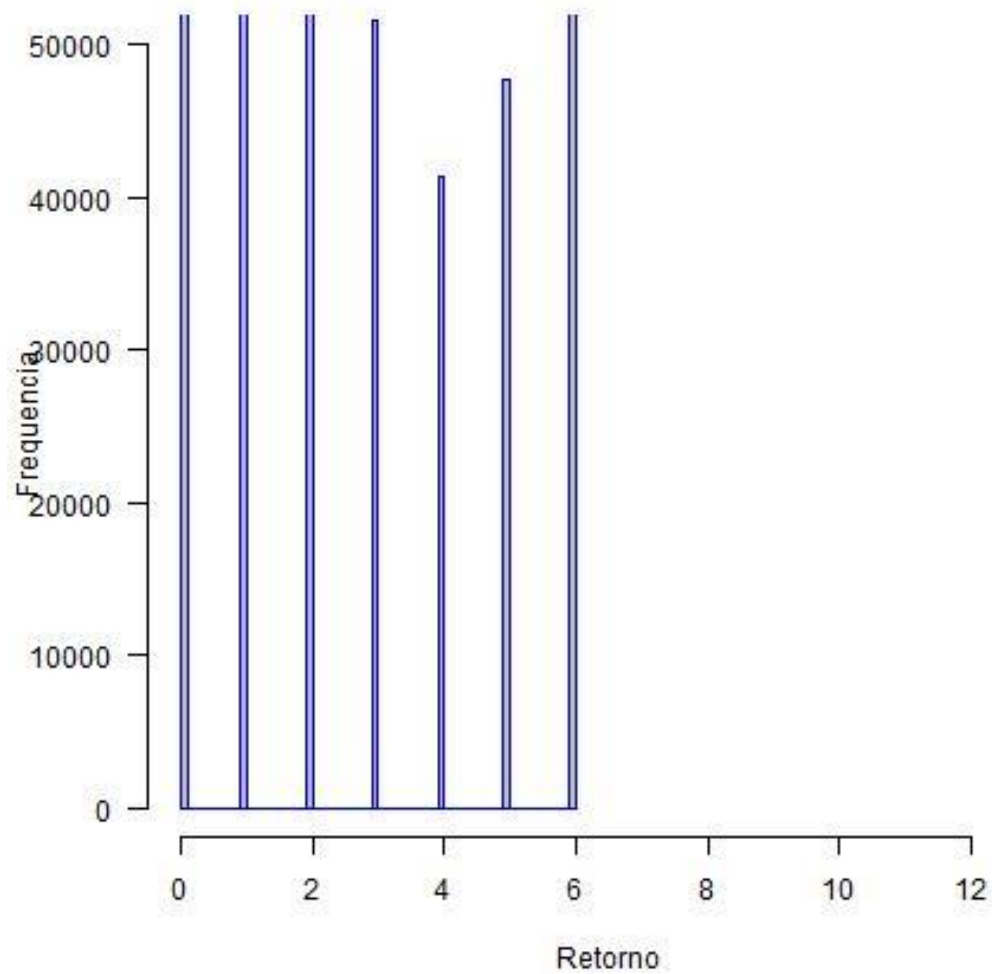
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo P/L 30 Per.



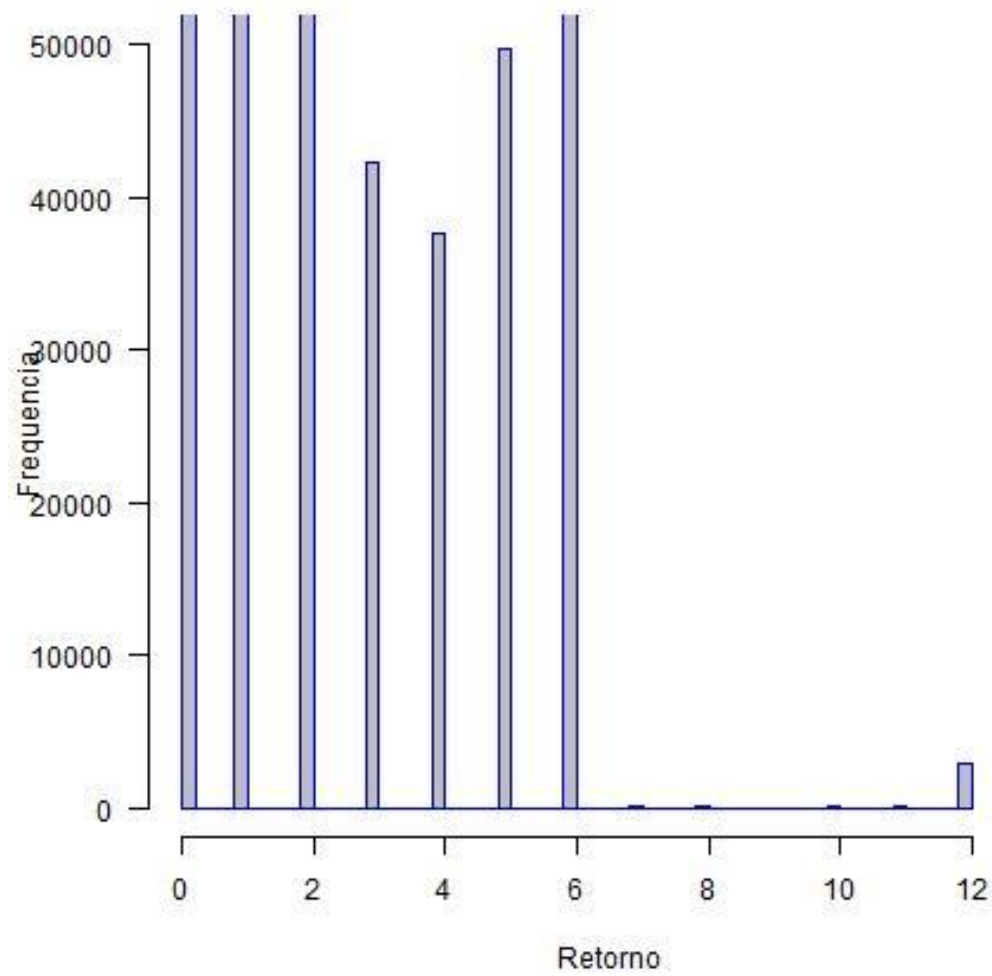
Fibonacci para Preço Alvo Múltiplo P/L 90 Per.



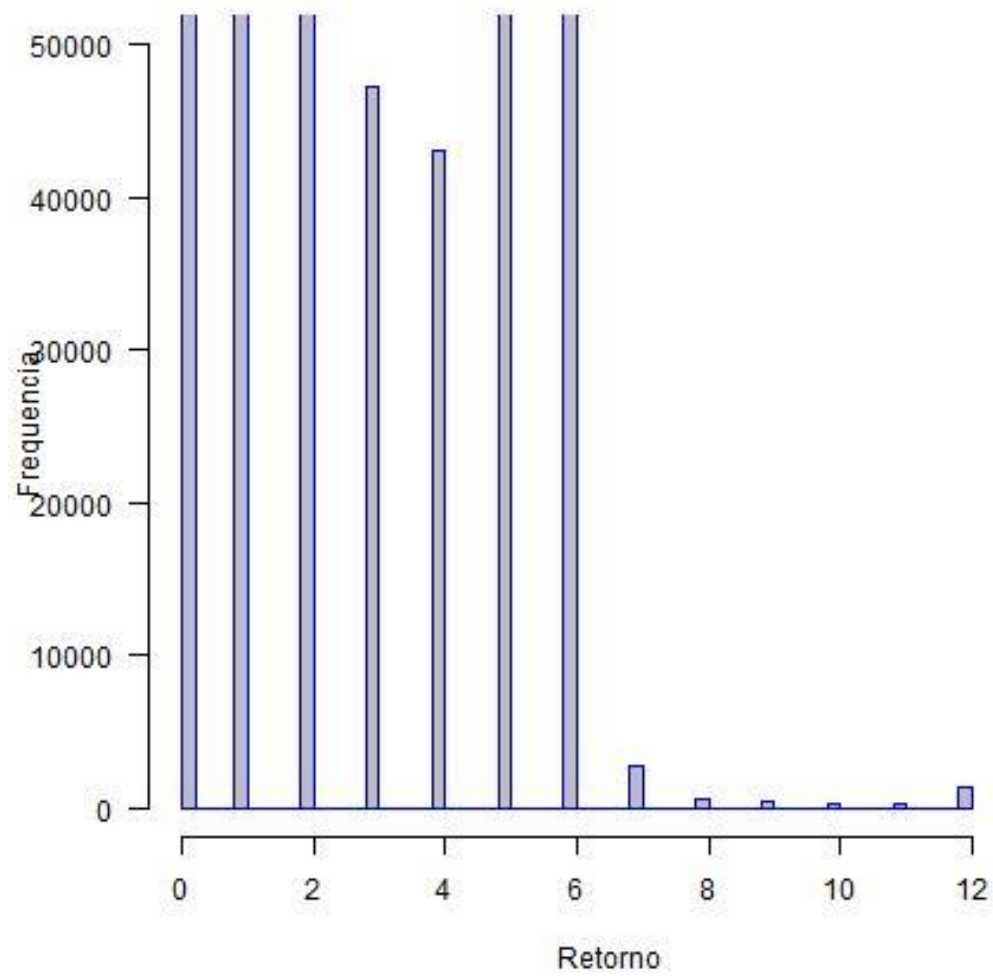
Fibonacci para Preço Corrente o Preço Hist.



Fibonacci para Preço Corrente 30 Per.

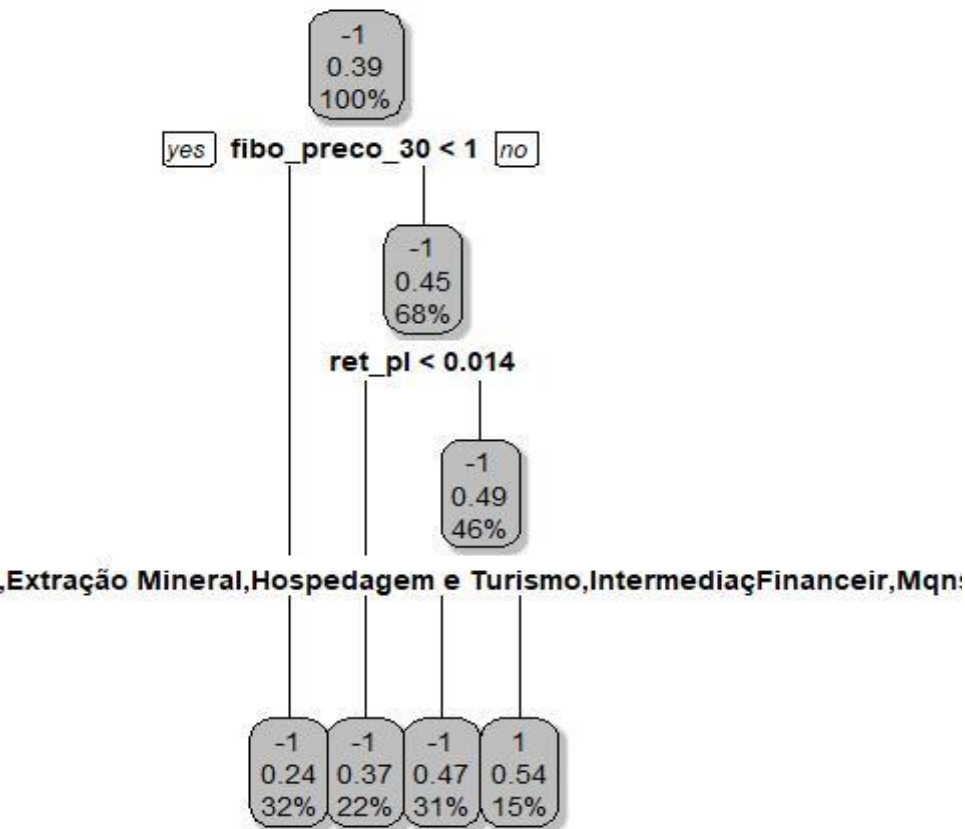


Fibonacci para Preço Corrente 90 Per.

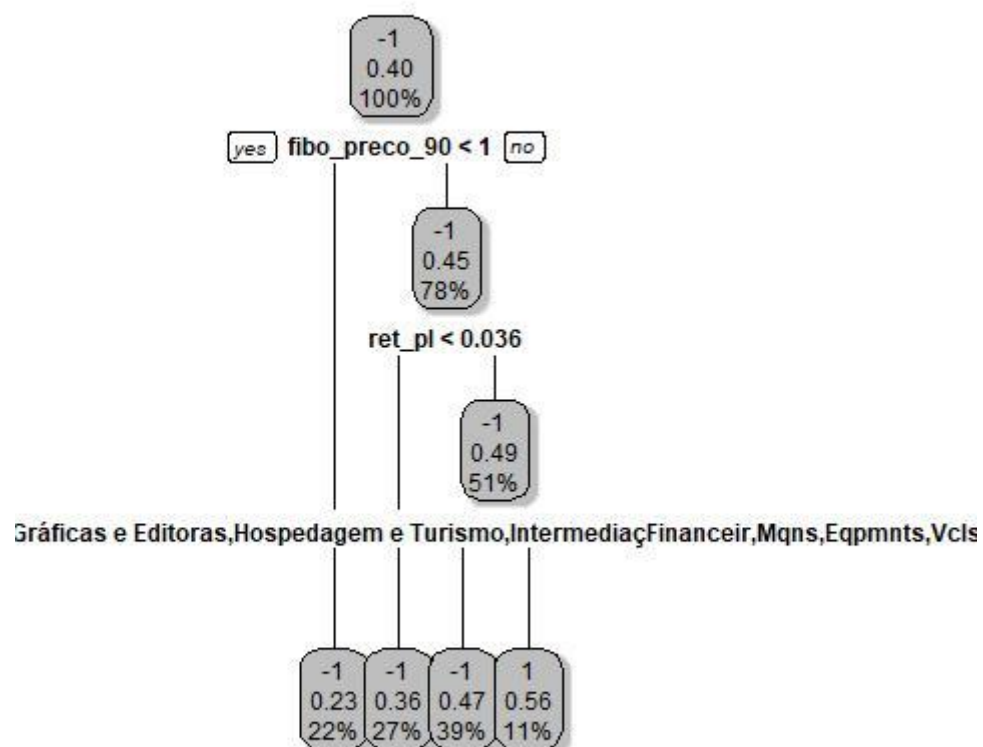


Anexo 5-Árvores Encontradas

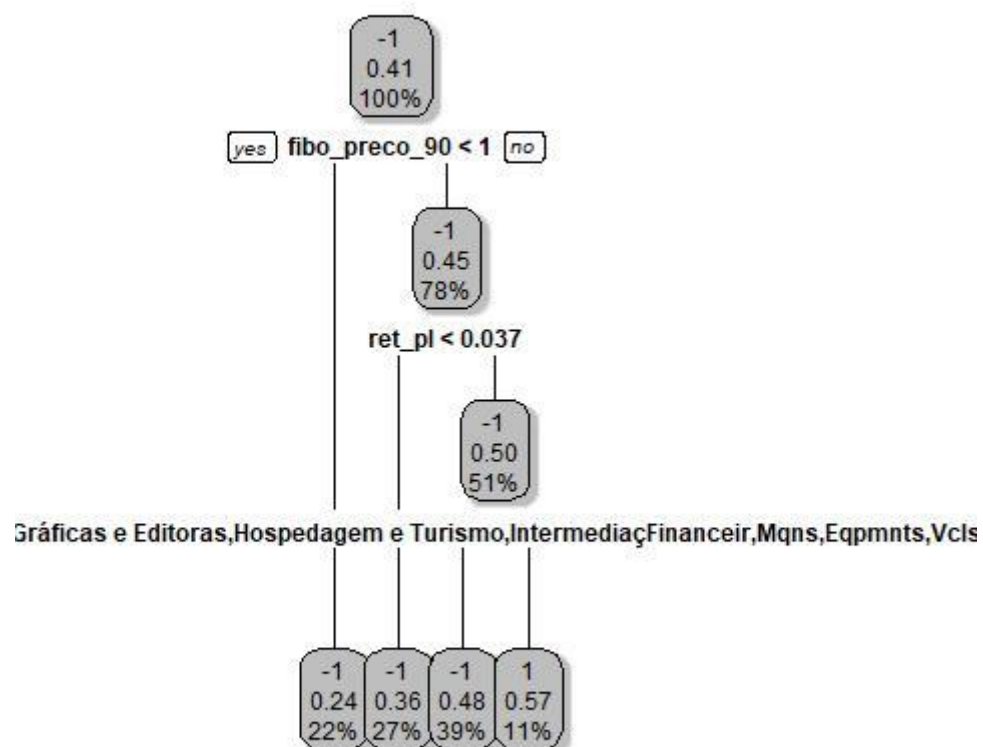
Árvore de Decisão para Retornos de 30 dias



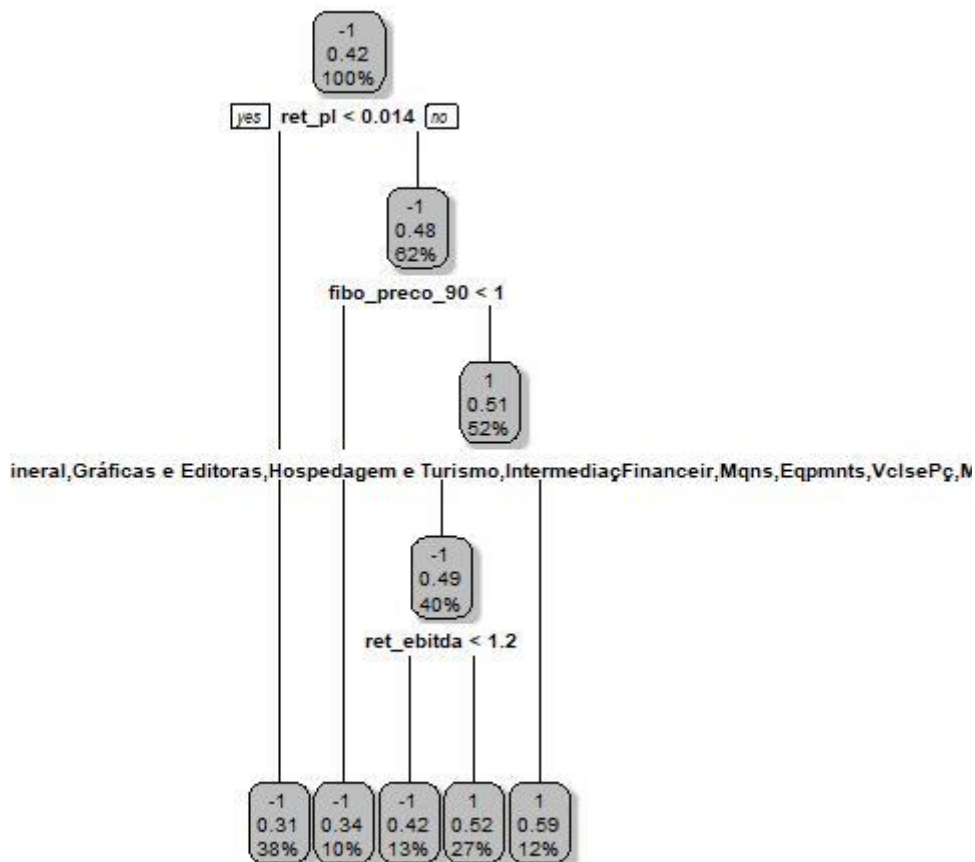
Árvore de Decisão para Retornos de 45 dias



Árvore de Decisão para Retornos de 60 dias



Árvore de Decisão para Retornos de 90 dias



Anexo 6-Descritivo das Divisões das Árvore

Árvore com Retornos Projetados para 30 Períodos

1) root 658244 254076 -1 (0.6140094 0.3859906)

2) fibo_preco_30 < 0.5 207713 50754 -1 (0.7556532 0.2443468) *

3) fibo_preco_30 >= 0.5 450531 203322 -1 (0.5487059 0.4512941)

6) ret_pl < 0.01439486 143101 52655 -1 (0.6320431 0.3679569) *

7) ret_pl >= 0.01439486 304123 148876 -1 (0.5104744 0.4895256)

14) setor=Agricultura (Açúcar, Alcool e Cana), Bancos, Comunicação e Informática, Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração, Energia Elétrica, Extração Mineral, Hospedagem e Turismo, Intermediação Financeira, Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças, Metalurgia e Siderurgia, Sem Setor Principal, Telecomunicações, Têxtil e Vestuário 206588 96675 -1 (0.5320396 0.4679604) *

15) setor=Alimentos,Bebidas e Fumo,Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros,Brinquedos e Lazer,Comércio (Atacado e Varejo),Const. Civil, Mat. Const. e Decoração,Educação,Farmacêutico e Higiene,Gráficas e Editoras,Máqs., Equip., Veíc. e Peças,Papel e Celulose,Petróleo e Gás,Petroquímicos e Borracha,Saneamento, Serv. Água e Gás,Seguradoras e Corretoras,Serviços Médicos,Serviços Transporte e Logística 97535 45334 1 (0.4647973 0.5352027) *

Árvore com Retornos Projetados para 45 Períodos

1) root 655787 260697 -1 (0.6024670 0.3975330)

2) fibo_preco_90< 0.5 142096 32056 -1 (0.7744060 0.2255940) *

3) fibo_preco_90>=0.5 513691 228641 -1 (0.5549056 0.4450944)

6) ret_pl< 0.03580496 176139 62711 -1 (0.6439687 0.3560313) *

7) ret_pl>=0.03580496 334073 163932 -1 (0.5092929 0.4907071)

14) setor=Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana),Bancos,Comunicação e Informática,Const. Civil, Mat. Const. e Decoração,Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração,Energia Elétrica,Extração Mineral,Gráficas e Editoras,Hospedagem e Turismo,Intermediação Financeira,Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças,Metalurgia e Siderurgia,Papel e Celulose,Petróleo e Gás,Seguradoras e Corretoras,Sem Setor Principal,Telecomunicações,Têxtil e Vestuário 258823 121916 -1 (0.5289599 0.4710401) *

15) setor=Alimentos,Bebidas e Fumo,Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros,Brinquedos e Lazer,Comércio (Atacado e Varejo),Educação,Farmacêutico e Higiene,Máqs., Equip., Veíc. e Peças,Petroquímicos e Borracha,Saneamento, Serv. Água e Gás,Serviços Médicos,Serviços Transporte e Logística 75250 33234 1 (0.4416478 0.5583522) *

Árvore com Retornos Projetados para 60 Períodos

1) root 653296 264648 -1 (0.5949034 0.4050966)

2) fibo_preco_90< 0.5 141576 34384 -1 (0.7571340 0.2428660) *

3) fibo_preco_90>=0.5 511720 230264 -1 (0.5500195 0.4499805)

6) ret_pl< 0.03728535 175891 62804 -1 (0.6429380 0.3570620) *

7) $ret_pl \geq 0.03728535$ 332350 165471 -1 (0.5021182 0.4978818)

14) setor=Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana),Bancos,Comunicação e Informática,Const. Civil, Mat. Const. e Decoração,Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração,Energia Elétrica,Extração Mineral,Gráficas e Editoras,Hospedagem e Turismo,Intermediação Financeira,Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças,Metalurgia e Siderurgia,Papel e Celulose,Petróleo e Gás,Seguradoras e Corretoras,Sem Setor Principal,Telecomunicações,Têxtil e Vestuário 257640 122914 -1 (0.5229235 0.4770765) *

15) setor=Alimentos,Bebidas e Fumo,Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros,Brinquedos e Lazer,Comércio (Atacado e Varejo),Educação,Farmacêutico e Higiene,Máqs., Equip., Veíc. e Peças,Petroquímicos e Borracha,Saneamento, Serv. Água e Gás,Serviços Médicos,Serviços Transporte e Logística 74710 32153 1 (0.4303708 0.5696292) *

Árvore com Retornos Projetados para 90 Períodos

1) root 648286 269815 -1 (0.5838025 0.4161975)

2) $ret_pl < 0.01436373$ 245589 75184 -1 (0.6938625 0.3061375) *

3) $ret_pl \geq 0.01436373$ 398980 192261 -1 (0.5181187 0.4818813)

6) $fibonacci_preco_90 < 0.5$ 62134 20946 -1 (0.6628899 0.3371101) *

7) $fibonacci_preco_90 \geq 0.5$ 336846 165531 1 (0.4914145 0.5085855)

14) setor=Agricultura (Açúcar, Álcool e Cana),Bancos,Comunicação e Informática,Const. Civil, Mat. Const. e Decoração,Construção Civil, Mat. Constr. e Decoração,Energia Elétrica,Extração Mineral,Gráficas e Editoras,Hospedagem e Turismo,Intermediação Financeira,Máquinas, Equipamentos, Veículos e Peças,Metalurgia e Siderurgia,Papel e Celulose,Petróleo e Gás,Seguradoras e Corretoras,Sem Setor Principal,Telecomunicações,Têxtil e Vestuário 260954 126880 -1 (0.5137840 0.4862160)

28) $ret_ebitda < 1.164087$ 85006 35885 -1 (0.5778533 0.4221467) *

29) $ret_ebitda \geq 1.164087$ 175948 84953 1 (0.4828302 0.5171698) *

15) setor=Alimentos,Bebidas e Fumo,Bolsas de Valores/Mercadorias e Futuros,Brinquedos e Lazer,Comércio (Atacado e Varejo),Educação,Farmacêutico e Higiene,Máqs., Equip., Veíc. e Peças,Petroquímicos e Borracha,Saneamento, Serv. Água e

Gás,Serviços Médicos,Serviços Transporte e Logística 75892 31457 1 (0.4144969
0.5855031) *