



ALGORITMOS DE OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRA DE INVESTIMENTOS COM ESTRATÉGIA DE FILTROS DE GRAHAM

João Victor Carvalho Rito

Projeto de Graduação apresentado ao Curso de Engenharia Eletrônica e de Computação da Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro.

Orientador: Heraldo Luís Silveira de Almeida

Rio de Janeiro

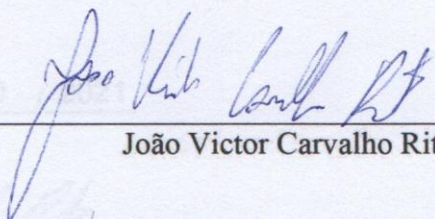
2021

ALGORITMOS DE OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRA DE INVESTIMENTOS COM ESTRATÉGIA DE FILTROS DE GRAHAM

João Victor Carvalho Rito

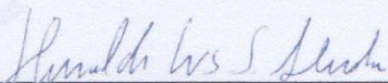
PROJETO DE GRADUAÇÃO SUBMETIDO AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE ENGENHARIA ELETRÔNICA E DE COMPUTAÇÃO DA ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE ENGENHEIRO ELETRÔNICO E DE COMPUTAÇÃO

Autor:



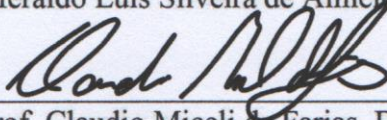
João Victor Carvalho Rito

Orientador:



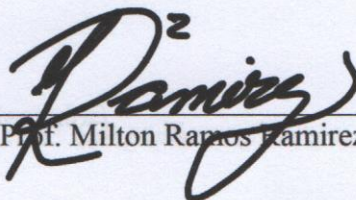
Prof. Heraldo Luís Silveira de Almeida, D. Sc.

Examinador:



Prof. Claudio Miceli de Farias, D.Sc.

Examinador:



Prof. Milton Ramos Ramirez, D.Sc.

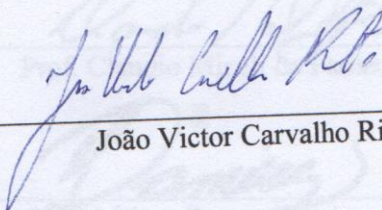
Rio de Janeiro

2021

Declaração de Autoria e de Direitos

Eu, João Victor Carvalho Rito CPF 128.368.257-58, autor da monografia ALGORITMOS DE OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRA DE INVESTIMENTOS COM ESTRATÉGIA DE FILTROS DE GRAHAM, subscrevo para os devidos fins, as seguintes informações:

1. O autor declara que o trabalho apresentado na disciplina de Projeto de Graduação da Escola Politécnica da UFRJ é de sua autoria, sendo original em forma e conteúdo.
2. Excetuam-se do item 1. eventuais transcrições de texto, figuras, tabelas, conceitos e ideias, que identifiquem claramente a fonte original, explicitando as autorizações obtidas dos respectivos proprietários, quando necessárias.
3. O autor permite que a UFRJ, por um prazo indeterminado, efetue em qualquer mídia de divulgação, a publicação do trabalho acadêmico em sua totalidade, ou em parte. Essa autorização não envolve ônus de qualquer natureza à UFRJ, ou aos seus representantes.
4. O autor pode, excepcionalmente, encaminhar à Comissão de Projeto de Graduação, a não divulgação do material, por um prazo máximo de 01 (um) ano, improrrogável, a contar da data de defesa, desde que o pedido seja justificado, e solicitado antecipadamente, por escrito, à Congregação da Escola Politécnica.
5. O autor declara, ainda, ter a capacidade jurídica para a prática do presente ato, assim como ter conhecimento do teor da presente Declaração, estando ciente das sanções e punições legais, no que tange a cópia parcial, ou total, de obra intelectual, o que se configura como violação do direito autoral previsto no Código Penal Brasileiro no art.184 e art.299, bem como na Lei 9.610.
6. O autor é o único responsável pelo conteúdo apresentado nos trabalhos acadêmicos publicados, não cabendo à UFRJ, aos seus representantes, ou ao (s) orientador (es), qualquer responsabilização/ indenização nesse sentido.
7. Por ser verdade, firmo a presente declaração.



João Victor Carvalho Rito

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Escola Politécnica – Departamento de Eletrônica e de Computação

Centro de Tecnologia, bloco H, sala H-217, Cidade Universitária

Rio de Janeiro – RJ CEP 21949-900

Este exemplar é de propriedade da Universidade Federal do Rio de Janeiro, que poderá incluí-lo em base de dados, armazenar em computador, microfilmар ou adotar qualquer forma de arquivamento.

É permitida a menção, reprodução parcial ou integral e a transmissão entre bibliotecas deste trabalho, sem modificação de seu texto, em qualquer meio que esteja ou venha a ser fixado, para pesquisa acadêmica, comentários e citações, desde que sem finalidade comercial e que seja feita a referência bibliográfica completa.

Os conceitos expressos neste trabalho são de responsabilidade do (s) autor (es).

AGRADECIMENTO

Agradeço primeiramente aos meus pais João Alfredo e Solange e minha irmã Larissa por todo apoio que me deram nessa árdua caminhada e por sempre me incentivarem na busca de novos desafios. Vocês formaram uma base que me permitiu chegar aonde cheguei, muito obrigado por serem meu porto seguro e sempre me darem apoio durante toda minha vida. Esse trabalho é uma conquista nossa.

Agradeço a minha madrinha Regina, tia Violante, avó Otilia e avô Aristides (in memoriam) por sempre estarem presentes, por todo carinho, apoio, ensinamentos sobre a vida e grande inspiração.

Um muito obrigado a Andressa, minha melhor amiga e meu amor, por estar do meu lado em todos os momentos, por tornarem meus dias mais felizes e por sua valiosa contribuição na revisão deste trabalho.

Ao professor Milton, Claudio Miceli e Carlos Teodosio, agradeço pelas valiosas e incontáveis horas dedicadas a ensinar, orientar, conselhos e ensinamentos durante todas aulas, projetos e conversas do dia a dia, que me auxiliaram e conduziram durante essa difícil etapa da vida acadêmica.

Ao professor Heraldo, ajudou a lapidar as ideias iniciais para o desenvolvimento desse trabalho, cujas sugestões sempre foram pertinentes.

Por fim, agradeço aos meus amigos, pelo companheirismo e por tornarem minha trajetória mais leve.

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo analisar e simular uma carteira de ações utilizando a estratégia Graham e otimizando seus filtros com algoritmos de busca sobre a técnica *walk-forward*. Os dados fundamentalistas e históricos de preços dos ativos brasileiros foram obtidos pelas plataformas *Yahoo Finance*, *Google Finance* e Pense Rico. O modelo foi implementado utilizando python e otimizado para a base histórica de 2011 a 2019. Para cada ano de 2016 a 2019, o desempenho simulado da estratégia Graham otimizada com uso dos dados dos 5 anos anteriores foi comparado com o índice IBOVESPA, demonstrando a eficácia da estratégia.

Palavras-Chave: ações, Graham, mercado de capitais, *machine learning*, algoritmos de busca.

ABSTRACT

This paper aims to analyze and simulate a stock portfolio using the Graham strategy and optimizing its filters with search algorithms over the walk-forward technique. The fundamental and historical price data of the Brazilian assets were obtained from the Yahoo Finance, Google Finance and Pense Rico platforms. The model was implemented using python for the historical base from 2011 to 2019, always divided into 5 sample years and the subsequent year for benchmarking the results

Key-words: stocks, Graham, capital markets, machine learning, search algorithms.

SIGLAS

DY - *Dividend Yield*

IBOVESPA – Índice da Bolsa de Valores de São Paulo

PL - Preço sobre Lucro

PVPA - Preço sobre Valor Patrimonial da Ação

ROE - *Return on Equity*

ROI - *Return on Investment*

UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro

Sumário

1. INTRODUÇÃO	14
1.1 Tema.....	14
1.2 Delimitação.....	14
1.3 Justificativa.....	14
1.4 Objetivos.....	15
1.5 Metodologia.....	15
1.6 Descrição.....	15
 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	 17
2.1 Mercado de ações.....	17
2.1.1 Empresa.....	17
2.1.2 Ação.....	17
2.1.3 Bolsa de Valores.....	18
2.1.4 Carteira de ações.....	18
2.2 Indicadores Fundamentalistas.....	18
2.2.1 Ativo.....	19
2.2.2 Passivo.....	19
2.2.3 Patrimônio Líquido.....	20
2.2.4 Liquidez Corrente.....	20
2.2.5 Dívida Patrimonial.....	20
2.2.6 <i>Dividend Yield</i>	21
2.2.7 Receita Bruta.....	21
2.2.8 Receita Líquida.....	21
2.2.9 Lucro Líquido.....	22
2.2.10 ROE.....	22
2.2.11 Valor Patrimonial por Ação.....	22
2.2.12 Preço sobre Lucro.....	22
2.2.13 Eficiência de mercado.....	23
2.3 <i>Machine learning</i>	23

2.3.1	<i>Hill climb</i>	23
2.3.2	Algoritmo genético.....	24
2.3.3	<i>Simulated annealing</i>	25
2.3.4	<i>Overfitting</i>	25
2.3.5	<i>Walk foard</i>	26
3.	METODOLOGIA	28
3.1	Aquisição de dados.....	28
3.1.1	Ativos.....	28
3.1.2	Ibovespa	29
3.1.3	Dados financeiros.....	29
3.2	Modelagem estatística.....	30
3.2.1	Retorno.....	30
3.3	Fórmula de Graham.....	31
3.4	Filtros Graham para simulação da carteira.....	31
3.4.1	Tamanho adequado da empresa – patrimônio líquido.....	31
3.4.2	Uma condição financeira suficientemente forte - liquidez corrente e dívida patrimonial.....	31
3.4.3	Estabilidade de lucros - lucro líquido.....	32
3.4.4	Histórico de dividendos - DY.....	32
3.4.5	Crescimento dos lucros - ROE.....	32
3.4.6	Razão preço/lucro moderada - PL.....	32
3.4.7	Razão preço/ativos moderada – PVPA.....	32
3.5	Montagem da Carteira.....	33
4.	RESULTADOS	36
4.1	Período 2011 à 2015 – aplicando estratégia para 2016 a 2019.....	36
4.1.1	Algoritmo genético.....	37
4.1.2	<i>Random Hill Climb</i>	40
4.1.3	<i>Simulated annealing</i>	41
4.2.2	<i>Random Hill Climb</i>	47
4.2.3	<i>Simulated annealing</i>	47
4.3	Período 2013 a 2017 – aplicando a estratégia para 2018 a 2019.....	49
4.3.1	Algoritmo genético.....	50

4.3.2 <i>Random Hill Climb</i>	52
4.3.2 <i>Simulated annealing</i>	52
4.4 Para a massa de 2014 a 2018, aplicando no ano de 2019 até o final de 2019.....	55
4.4.1 Algoritmo Genético.....	57
4.4.2 <i>Random Hill Climb</i>	57
4.4.3 <i>Simulated annealing</i>	59
4.5 Comparando as estratégias.....	61
 CONCLUSÕES	 34
 BIBLIOGRAFIA	 44

Lista de Figuras

Imagem 1 – Etapa do período de <i>backtest</i>	26
Imagem 2 – Dados sobre o saneamento no Paraná	28
Imagem 3 – Taxa de retorno	29
Imagem 4 - Análise do período 2011 – 2020	33

Lista de Gráficos

Gráfico 1 - Análise (2016-2019)	36
Gráfico 2 - Análise (2018-2019)	44
Gráfico 3 - Análise (2018-2019)	49
Gráfico 4 - Análise (2018-2019)	55
Gráfico 5 - Análise (2016-2019)	61

Lista de Tabelas

Tabela 4.1 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2011 a 2015.....	37
Tabela 4.2 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.....	38
Tabela 4.3 – Dados fundamentalistas das empresas selecionadas no período de 2016.....	39
Tabela 4.4 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	39
Tabela 4.5 – Parâmetros selecionados pelo <i>Random Hill Climb</i> no período de 2011 a 2015.....	40
Tabela 4.6 – Empresas selecionadas pelo <i>Random Hill Climb</i> no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.....	41
Tabela 4.7 – Dados fundamentalistas das empresas selecionadas em 2016.....	41
Tabela 4.8 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	41
Tabela 4.9 – Parâmetros selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no período de 2011 a 2015.....	42
Tabela 4.10 – Empresas selecionadas pelo <i>simulated annealing</i> no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.....	42
Tabela 4.11 – Dados fundamentalistas das empresas no período de 2016.....	43
Tabela 4.12 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	43
Tabela 4.13 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2012 a 2016.....	45
Tabela 4.14 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2017 para investimento com os filtros do período de testes.....	45
Tabela 4.15 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2017.....	45
Tabela 4.16 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	46

Tabela 4.17 – Parâmetros selecionados pelo <i>Random Hill Climb</i> no período de 2012 a 2016.....	46
Tabela 4.18 – Parâmetros selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no período de 2012 a 2016.....	47
Tabela 4.19 – Empresas selecionadas pelo <i>simulated annealing</i> no ano de 2017 para investimento com os filtros do período de testes.....	48
Tabela 4.20 – Dados fundamentalistas selecionados pelo <i>simulated annealing</i> em 2017.....	48
Tabela 4.21 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	49
Tabela 4.22 – Parâmetros selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no período de 2013 a 2017.....	50
Tabela 4.23 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2018 para investimento com os filtros do período de testes.....	51
Tabela 4.24 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2018.....	51
Tabela 4.25 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	51
Tabela 4.26 – Parâmetros selecionados pelo <i>Random Hill Climb</i> no período de 2013 a 2017.....	52
Tabela 4.27 – Parâmetros selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no período de 2013 a 2017.....	53
Tabela 4.28 – Empresas selecionadas pelo <i>simulated annealing</i> no ano de 2018 para investimento com os filtros do período de testes.....	53
Tabela 4.29 – Dados fundamentalistas selecionados pelo <i>simulated annealing</i> em 2018.....	54
Tabela 4.30 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.....	54
Tabela 4.31 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2014 a 2018.....	56
Tabela 4.32 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes.....	56
Tabela 4.33 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2019.....	57

Tabela 4.34 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham	57
Tabela 4.35 – Parâmetros selecionados pelo <i>Random Hill Climb</i> no período 2014-2018	58
Tabela 4.36 – Empresas selecionadas pelo <i>Random Hill Climb</i> no ano 2019.....	58
Tabela 4.37 – Dados fundamentalistas selecionados pelo <i>Random Hill Climb</i> no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes	58
Tabela 4.38 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham	59
Tabela 4.39 – Parâmetros selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no período 2014-2018	60
Tabela 4.40 – Empresas selecionadas pelo <i>simulated annealing</i> no ano de 2019	60
Tabela 4.41 – Dados fundamentalistas selecionados pelo <i>simulated annealing</i> no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes	60
Tabela 4.42 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham	61

Capítulo 1

Introdução

1.1 – Tema

O tema do trabalho é o estudo sobre a rentabilidade de ações escolhidas através dos algoritmos de otimização na estratégia de Benjamin Graham no mercado de ações brasileiro.

O problema a ser analisado é a viabilidade de alterar os filtros da estratégia a fim de abranger um número maior de empresas na aplicação do método Graham, devido a peculiaridade do mercado acionario brasileiro com empresas menos maturadas e um cenário de alta volatilidade devido as crises internas e externas.

1.2 – Delimitação

O objeto de estudo são as ações da bolsa de valores do Brasil. Com efeito, o trabalho de conclusão da graduação tem por escopo a análise da rentabilidade das ações por meio da fórmula de Graham.

O modelo computacional está voltado para o processo de escolha de filtros de métricas fundamentalistas e não processos gráficos. Com base no que foi mencionado, além da delimitação da bolsa de valores no Brasil, o trabalho também se propõe a realizar o estudo da rentabilidade por meio de base de dados entre os anos de 2011 a 2019.

1.3 – Justificativa

Benjamin Graham é considerado por muitos um dos maiores investidores de todos os tempos, pai do investimento em valor, Graham revolucionou a forma de investir na bolsa de valores com sua fórmula matemática que trouxeram ensinamentos atemporais e essenciais para o investimento em longo prazo que ajudam diversos investidores até os dias atuais.

A fórmula matemática de Benjamin Graham é uma forma simples de selecionar um conjunto de bons ativos no mercado de capitais através de alguns critérios da análise fundamentalista.

Graham, em seu livro “O Investidor Inteligente” menciona a necessidade da utilização de estratégias e métricas, propondo a utilização da fórmula matemática com o objetivo principal de escolher boas empresas através dos resultados obtidos pelas companhias, - evitando assim erros substanciais na escolha de ativos que não estão no seu melhor valor.

Na escolha de boas empresas, precisamos da teoria dos filtros de Graham (2003). A ideia por trás deste raciocínio é que por meio de parâmetros que expressem características determinantes para um bom desempenho das ações se possam filtrar todas as possibilidades de investimento e trabalhar com o reduzido número de ações que atenderem aos exigentes critérios estabelecidos por Graham (ARTUSO; CHAVES NETO, 2012)

O futuro trabalho irá buscar contribuir com os estudos sobre o mercado de capitais de forma que seja possível observar potenciais benefícios da aplicação da técnica de Graham aliada à otimização com algoritmos de aprendizado de máquina nos filtros para os critérios de seleção. Isso porque o mercado brasileiro é bem reduzido comparado ao americano, o que possibilita a mencionada otimização.

1.4 – Objetivos

O objetivo geral é, portanto, propor um modelo computacional capaz de otimizar os filtros da estratégia de Graham a fim de obter uma melhor rentabilidade no longo prazo para o

mercado de ações brasileiro através de técnicas de aprendizado de máquina, auxiliando novos investidores no processo de decisão.

Dessa forma, tem-se como objetivos específicos:

- (1) coletar dados históricos de todos os ativos da bolsa de valores;
- (2) construir o programa da estratégia Graham;
- (3) aplicar os algoritmos de aprendizado de máquina para definir os filtros.

1.5 – Metodologia

O trabalho proposto visa utilizar os conceitos para aplicação da fórmula de Graham e determinar se a aplicação de técnicas de otimização aplicadas à fórmula consegue prever o valor intrínseco de uma ação de forma mais eficiente a partir dos dados fundamentalistas do mercado de ações brasileiro.

Dessa forma, através da captura dos dados fundamentalistas e preços históricos nas plataformas *Yahoo Finance*, *Google Finance* e *Pense Rico*, é possível utilizar a fórmula de Graham em todas as ações do mercado brasileiro, permitindo obter um valor intrínseco para cada uma das ações. A plataforma do *Yahoo Finance* e *Google Finance* foram escolhidas para a captura de preços históricos devido a facilidade e confiabilidade de obtenção de dados. A plataforma *Pense Rico* foi escolhida para obtenção dos dados fundamentalistas históricos devido a sua confiabilidade e disponibilização da maior série histórica gratuitamente durante o projeto.

A seleção de ativos com base em uma série de filtros, que podem ser determinados por meio de múltiplos de mercado e outros indicadores econômico-financeiros, é conhecida como a filtragem passiva, idealizada por Benjamim Graham e David Dodd (1951). [1]

A possibilidade de otimização nos filtros de Graham se dará com a aplicação do método *walk-forward* na base histórica, com utilização de alguns algoritmos de busca visando otimizar a seleção de empresas no mercado brasileiro. A escolha inicial dos algoritmos de otimização se deu devido a não serem problemas NP completo, são problemas de caixa branca, explicáveis e transparentes.

O trabalho também dará uma visibilidade ao investidor de um provável lucro ou prejuízo caso o mesmo siga essa estratégia de investimento no longo prazo, fomentando sua aplicabilidade nos dias atuais.

1.6 – Descrição

No capítulo 2 será a fundamentação teórica, abordaremos todos os conceitos básicos para o entendimento do mercado de capitais. Também veremos os conceitos sobre alguns algoritmos de otimização e métodos para evitar *overfitting*.

O capítulo 3 apresenta a metodologia aplicada nessa estratégia e como fazemos a montagem das carteiras para teste. Será exposto o processo de obtenção, cálculo e rentabilidade das carteiras.

Na capítulo 4 são apresentados os resultados da carteira simulada das ações utilizando os diferentes algoritmos e na conclusão são apresentadas as considerações finais sobre os métodos utilizados e os resultados obtidos.

1.7 – Revisão de Literatura

Foi realizado um estudo sobre alguns trabalhos publicados e comparar com o objetivo proposto. O estudo de Canto (2020) possui um público alvo diferente, devido a estratégia adotada para curto e médio prazo, visando o lucro com variações de preço correlacionadas com notícias. A estratégia de Graham é direcionada a investidores de longo prazo, buscando a acumulação de capital e pouco giro patrimonial.

O trabalho de Costa (2021) procura uma tendência de preços através de técnicas de *machine learning* na tentativa de prever a tendência de ações na bolsa de valores, porém essas técnicas são modelos de caixa preta, dificultando uma explicação transparente para a solução proposta pelo modelo. Foi adotado algoritmos de otimização pelo perfil transparente e de fácil explicação.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

2.1 – Mercado de Ações

2.1.1 – Empresa

Temos um melhor entendimento do mercado de ações visitando algumas definições como o de empresa ou sociedade empresária presente no Código Civil (lei nº 10.406, de 10 de janeiro de 2002) sendo descrita no art. 982 como “a sociedade que tem por objeto o exercício de atividade própria de empresário” e a definição de empresário no art. 966 “quem exerce profissionalmente atividade econômica organizada para a produção ou a circulação de bens ou de serviços” junto com a de sociedade descrita no art. 981 “celebram contrato de sociedade as pessoas que reciprocamente se obrigam a contribuir, com bens ou serviços, para o exercício de atividade econômica e a partilha, entre si, dos resultados”.

Podemos concluir que uma empresa é um grupo de pessoas que se obrigam a contribuir, na produção ou circulação de bens ou serviços e a distribuição dos resultados obtidos dessa atividade econômica.

2.1.2 – Ação

Para uma empresa se tornar elegível ao mercado acionário emitindo suas ações publicamente, ela precisa estar no regime jurídico de empresa sociedade anônima de capital aberto definida pelo art. 1.089 “rege-se por lei especial” [2] e na lei (lei 6.404 de 15 de dezembro de 1976) que regulariza as sociedades anônimas divide essas sociedades em “aberta ou fechada conforme os valores mobiliários de sua emissão estejam ou não admitidos à negociação no mercado de valores mobiliários” [3].

Segundo o portal do investidor, "Ação é a menor parcela do capital social das companhias ou sociedades anônimas. É, portanto, um título patrimonial e, como tal, concede aos seus titulares, os acionistas, todos os direitos e deveres de um sócio, no limite das ações possuídas." [4]

2.1.3 – Bolsa de Valores

A definição de bolsa de valores pelo portal do investidor é “um ambiente regulado e organizado, em um espaço físico ou um sistema eletrônico, em que investidores podem negociar, comprar e vender, ativos financeiros específicos, os valores mobiliários, sempre com a participação de instituições autorizadas, os intermediários.” [5], um desses ativos seriam ações de empresas de capital aberto.

Essas ações ficam disponíveis na bolsa após uma empresa decidir pela abertura de capital, a fim de obter recursos financeiros com mais velocidade, muitas vezes para realizar aquisição de outras empresas, construção ou modernização de plantas comerciais ou industriais e investir em inovações tecnológicas.

A abertura de capital acontece por meio da entrada de vários processos jurídicos e administrativos junto a CVM e um agente financeiro, responsável pela divisão do capital social da empresa em ações. Assim, tais ações ficam disponíveis e são negociadas entre os acionistas na bolsa de valores e nessas transações, a empresa em si não recebe nada quando suas transações são concluídas. As transações dentro da bolsa são realizadas por sócios, investidores e especuladores que definem o preço da compra e venda, variando conforme a lei da procura e da oferta.

2.1.4 – Carteira de ações

Carteira de ações é o conjunto das ações de diferentes empresas. Essa carteira tem o objetivo de diversificar o investimento em diversos ativos a fim de reduzir o risco de exposição em determinado setor da economia, proporcionando uma rentabilidade macro mais estável.

Uma carteira com um número grande de ações pode limitar a perda de valor, já que o prejuízo de uma ação é compensado pelo ganho de outra. Quando o número de ações é muito grande, a diversificação se torna pulverização e os ganhos acabam se tornando limitados devido às parcelas de capital investidas no ativo valorizado não serem relevantes quando comparadas ao total de capital investido.

2.2 – Indicadores Fundamentalistas

A análise fundamentalista é a “projeção do comportamento de preços de ações a partir do estudo de características particulares de cada empresa”. Utiliza-se das demonstrações financeiras divulgadas pela empresa assim como de informações setoriais e macroeconômicas para fundamentar recomendações sobre quais papéis devem ser comprados ou vendidos.” [6]

Tal estratégia é bem difundida e tem muitos adeptos, devido à obtenção de melhores resultados a longo prazo. Empresas com histórico de bons indicadores fundamentalistas, tendem a ser líderes do setor em que atuam, que muitas vezes são setores perenes e que dão lucros recorrentes.

Carteiras fundamentalistas costumam possuir poucas ações devido ao maior estudo histórico dos seus indicadores e suas futuras projeções no cenário macroeconômico. O reinvestimento geralmente é feito nos próprios ativos já possuídos na carteira, devido ao amplo estudo já realizado e à incapacidade de acompanhar muitas empresas com o detalhamento exigido pela estratégia.

2.2.1 – Ativo

Pela interpretação de Debastiani (p. 70) “Onde são lançados todos os bens e direitos da empresa” [7]. O ativo é dividido em 4 tipos diante da lei:

Art. 179. As contas serão classificadas do seguinte modo:

I - no ativo circulante: as disponibilidades, os direitos realizáveis no curso do exercício social subsequente e as aplicações de recursos em despesas do exercício seguinte;

II - no ativo realizável a longo prazo: os direitos realizáveis após o término do exercício seguinte, assim como os derivados de vendas, adiantamentos ou empréstimos a sociedades coligadas ou controladas (artigo 243), diretores, acionistas ou participantes no lucro da companhia, que não constituírem negócios usuais na exploração do objeto da companhia;

III - em investimentos: as participações permanentes em outras sociedades e os direitos de qualquer natureza, não classificáveis no ativo circulante, e que não se destinem à manutenção da atividade da companhia ou da empresa;

IV – no ativo imobilizado: os direitos que tenham por objeto bens corpóreos destinados à manutenção das atividades da companhia ou da empresa ou exercidos com essa finalidade, inclusive os decorrentes de operações que transfiram à companhia os benefícios, riscos e controle desses bens; (Redação dada pela Lei nº 11.638, de 2007)

VI – no intangível: os direitos que tenham por objeto bens incorpóreos destinados à manutenção da companhia ou exercidos com essa finalidade, inclusive o fundo de comércio adquirido [8]

Ativo é tudo que gera rentabilidade monetária, seja em forma de valorização no tempo ou distribuição de proventos. Diferentes de imóveis que são popularmente difundidos como ativos, ações possuem alta liquidez, baixo valor de aquisição e taxas menores de manutenção.

2.2.2 – Passivo

Debastiani diz (p. 70-71) “onde são lançados todos os compromissos e obrigações da empresa” é dividido em:

Passivo Circulante: onde estão contabilizadas todas as obrigações de curto prazo da empresa: • salários; • impostos; • pagamento a fornecedores; • empréstimos e encargos em instituições financeiras. • Passivo Exigível de Longo Prazo: são as obrigações da empresa que possuem prazo superior a 1 ano: • empréstimos negociados no longo prazo; • depósitos judiciais; • pagamento a fornecedores em compras negociadas no longo prazo. [9]

Passivo é tudo que gera despesa, seja em forma de salários pagos, impostos ou empréstimos. Esse controle é essencial para garantir a saúde financeira de qualquer empresa, já que conseguir equilibrar os valores que entram e saem é o principal para quem visa lucro.

2.2.3 – Patrimônio Líquido

Segundo Carlos Debastiani “Representa o capital próprio da empresa, ou seja, a diferença entre ativos e passivos, basicamente composto de: capital próprio, reservas de capital, lucros ou prejuízos acumulados e reservas para proventos não distribuídos”[10].

§ 8º Para fins de cálculo da remuneração prevista neste artigo, serão consideradas exclusivamente as seguintes contas do patrimônio líquido:

- I - capital social;
- II - reservas de capital;
- III - reservas de lucros;
- IV - ações em tesouraria; e
- V - prejuízos acumulados. [11]

Patrimônio líquido pode ser traduzido pela diferença entre todos os ativos e passivos da empresa, isso representa o capital investido pelos acionistas da empresa.

2.2.4 – Liquidez Corrente

“Este índice mostra a capacidade de pagamento da empresa a curto prazo, de acordo com a seguinte fórmula: $\text{Liquidez Corrente} = \text{ativo circulante} / \text{passivo circulante}$.”

Para Matarazzo (1998), o índice de liquidez corrente demonstra a capacidade financeira da entidade para honrar seus compromissos de curto prazo, evidenciando quanto à empresa possui no ativo circulante para cada real do passivo circulante. “Assaf Neto (2000, p. 173) reforça que a capacidade da empresa em financiar suas necessidades de capital de giro é proporcional à liquidez corrente, ou seja, quanto maior a liquidez corrente mais alta sua capacidade de financiamento”.

Um exemplo é que, se para cada R\$10,00 de dívida a empresa já possui de caixa de R\$8,00, então a sua liquidez corrente é 0,8. Caso o valor seja superior a 1, significa que a empresa tem mais caixa do que dívidas.

2.2.5 – Dívida Patrimonial

A dívida patrimonial consiste no equivalente à dívida líquida sobre patrimônio líquido. É considerada uma boa métrica para avaliar o endividamento da empresa em razão de medir a

quantidade de capital de terceiros para financiar as atividades em relação ao patrimônio dos sócios.

Em outras palavras, é a soma de todos os empréstimos e financiamentos subtraídos do capital em caixa da empresa sobre o valor de todos os bens da empresa subtraídos de débitos e obrigações financeiras.

Veja-se a título ilustrativo o seguinte:

Primeiramente, a dívida líquida é a soma do volume de empréstimos e financiamentos menos o caixa e equivalentes de caixa da empresa. Já o patrimônio líquido representa o total de bens e direitos de uma empresa (como dinheiro em caixa e imóveis) menos o valor de todas as obrigações e dívidas a pagar. [12]

2.2.6 – Dividend Yield

A *priori*, o *dividend yield* é o valor percentual da divisão dos proventos pela cotação da ação.

A ideia por trás desse indicador é demonstrar, de forma percentual, quanto do valor de mercado da ação está sendo distribuído aos acionistas na forma de dividendos. Por exemplo, se uma ação custa R\$ 10,00 e a empresa pagou R\$ 1,50 de dividendos, seu DY foi 15% [13].

O *dividend yield* elevado representa o lucro que a empresa teve e decidiu distribuir aos acionais por não ver melhores oportunidades de alocar esse capital. Geralmente empresas com esse comportamento são bem consolidadas no setor e já não há para onde crescer no setor de interesse.

É importante interpretar se o valor dos proventos que o acionista recebe é vantajoso, em detrimento das cotações e opções que são oferecidas no mercado financeiro. As cotações baixas geralmente podem oferecer maiores taxas de proventos mesmo com pouca lucratividade, mas o desconto provavelmente se deve à situação da empresa, por não ser a melhor comparada aos demais pares do setor.

2.2.7 – Receita Bruta

O Conceito de receita bruta foi amplificado com a lei 12.973 de 2014 definindo no art.

12. A receita bruta compreende:

I - o produto da venda de bens nas operações de conta própria;

II - o preço da prestação de serviços em geral;

III - o resultado auferido nas operações de conta alheia [14]

A receita bruta é um indicador muito importante, dado que a evolução indica se a empresa está alcançando lucro ou prejuízos com sua estratégia comercial. Através da receita bruta é possível saber quanto uma empresa necessita comercializar para arcar com as suas despesas, permitindo um melhor plano de negócios. Assim, para interpretar a receita bruta de uma organização, é relevante verificar o faturamento obtido quanto seus custos e passivos fixos e variáveis.

2.2.8 – Receita Líquida

No mesmo diploma legislativo, a receita líquida é definida a partir da receita bruta como “§ 1º A receita líquida será a receita bruta diminuída de:

I - devoluções e vendas canceladas;

II - descontos concedidos incondicionalmente;

III - tributos sobre ela incidentes; e

IV - valores decorrentes do ajuste a valor presente, de que trata o inciso VIII do caput do art. 183 da Lei nº 6.404, de 15 de dezembro de 1976, das operações vinculadas à receita bruta [15]

“São as vendas da empresa no período, não importando se são de curto ou longo prazo, deduzidos os impostos (ISS, ICMS, IPI), eventuais devoluções e abatimentos concedidos após a entrega dos produtos.” [16]

A receita líquida é geralmente utilizada para demonstrar o valor total que entra para o caixa da empresa. Assim, a receita líquida pode ser interpretada como um valor deduzido de todas as necessidades, expondo dessa maneira apenas o valor em caixa.

Sendo assim, através desse número será possível interpretar e conhecer a evolução da organização, além da qualidade da gestão da empresa, ou seja, se a empresa possui uma capacidade de desenvolvimento sustentável mediante as decisões do seu conselho executivo

2.2.9 – Lucro Líquido

O Lucro Líquido é obtido subtraindo-se da Receita Líquida todo o custo de aquisição de produção, matérias-primas, venda e distribuição dos produtos, gastos com pessoal, impostos e participações. [17]

O lucro líquido representa quanto realmente uma empresa recebe como retorno pelo seu fornecimento de produtos e serviços.

Assim, considera-se a disparidade positiva entre o lucro que a empresa recebe em forma de receita total pela comercialização de seus produtos e serviços e os passivos necessários para a fabricação deste mesmo produto.

Logo, a partir dos resultados desse indicador, será possível ter uma visão se a empresa está obtendo retorno nos seus investimentos, além de verificar se ela detém um fluxo sustentável. Com a avaliação desse fluxo, é possível determinar se a empresa está sendo lucrativa ou apresentando prejuízo.

2.2.10 – ROE

É o desempenho financeiro calculado pela divisão entre o lucro líquido e o patrimônio líquido, chamamos de retorno sobre patrimônio líquido ou em inglês como *return on equity* (ROE). [18]

O ROE serve para demonstrar para a empresa e seus investidores como demonstrativo de eficiência na aplicação de seus próprios recursos financeiros. Isso porque as informações interpretadas por meio do indicador contribuem para a identificação da gestão financeira de qualidade.

Quando o ROE é elevado, é possível ver que a empresa tem utilizado seus recursos com produtividade. Quando é baixo, pode ser um sinal ruim sobre alguma possível decisão do

conselho ou sobre como a gestão lida com decisões financeiras. É importante se atentar para as dívidas que a empresa possui, que podem estar ocultas sob uma situação aparentemente confortável de uma empresa com ROE alto.

2.2.11 – Valor Patrimonial por Ação

O valor patrimonial por ação representa a divisão de todos os ativos subtraídos dos passivos pelo número total de ações, que de acordo com Debastiani, é a representação do valor contábil de uma ação única, ou seja, seu valor intrínseco.

É frequente que os valores de mercado e patrimonial sejam bem distintos. Por isso, o VPA não deve ser analisado isoladamente. Assim o investidor consegue interpretar melhor esse indicador comparando empresas do mesmo setor, já que setores de tecnologia, por exemplo, possuem múltiplos elevados devido à não necessidade de muito capital em patrimônio, diferente de seguradoras que precisam ter patrimônio grande por questão regulamentares.

Grandes divergências de valores históricos do VPA podem refletir um momento ruim da empresa caso esse múltiplo esteja abaixo da média histórica, já que o mercado raramente cria oportunidades e sim ajustes negativos de expectativas.

2.2.12 – Preço sobre Lucro

É a relação do valor da cotação sobre o lucro por ação. Pode ser interpretado como o tempo que a empresa leva para retornar em forma de lucro o investimento total na compra de suas ações. Para Debastiani, o preço sobre o lucro é o tempo que a empresa retorna o valor dos investimentos em anos. [19]

Serve como medida do otimismo do mercado sobre o ativo, além de contribuir na identificação de oportunidades financeiras. Também conhecida como múltiplo de lucros, é uma medida muito popular entre os investidores, já que mede o quanto o mercado está disposto a pagar pelos ganhos da empresa.

Quanto maior o PL, mais positiva é a visão do mercado de capitais sobre a empresa avaliada. Caso o valor esteja inferior ao seu histórico, isso pode representar uma perda de expectativa do mercado ou uma possível oportunidade de investimento não notada pelos demais investidores.

2.2.13 – Eficiência de mercado

Para Benjamin Graham, se todos os analistas concordarem que uma ação específica seria um melhor investimento que todas as demais, essa ação cresceria rapidamente até um preço que anularia todas as suas vantagens anteriores. [20] (p. 415)

Ainda segundo Benjamin Graham, uma avaliação pelo mercado sobre uma ação em específico é o resultado de uma de inteligência coletiva, com uma operação contínua e praticada em tempo real. Na maior parte do tempo, para a maioria das ações, essa inteligência coletiva gera uma avaliação correta, porém em alguns momentos de euforia ou desespero, algumas ações podem ter seus preços com grandes oscilações pela alta liquidez que o mercado proporciona, diferentemente de um negócio local e privado [21] (p. 451).

Para Benjamin Graham (p. 248) comentário de Jason Weng no livro *Investidor Inteligente Sr. Mercado* elaborada por Graham, provavelmente a metáfora mais brilhante já criada para explicar como as ações acabam tendo preços errados. O Sr. Mercado, maníaco-depressivo, nem sempre cota as ações da forma que um avaliador ou comprador privado avaliaria um negócio. Em vez disso, quando as ações estão subindo, ele paga acima do valor objetivo sem pestanejar, e quando elas estão caindo, ele fica desesperado para se livrar delas por menos que seu valor verdadeiro [20]

2.2.14 - Ibovespa

O Ibovespa é o índice brasileiro que mede o desempenho das empresas mais importantes que tem suas ações negociadas na bolsa de valores, foi criado em 1968, ao longo desses 50 anos é considerado referência para todo o mundo.

Sua reavaliação é feita a cada quatro meses, acompanhando o resultado de uma carteira teórica de ativos composto pelas ações de companhias listadas na bolsa que atendam aos critérios descritos em sua metodologia.

São empresas entre os ativos que representam 85% em ordem decrescente do volume de negócios no mercado de capitais, com 95% de presença em pregão no período presente nos

últimos 12 meses. Para fazer parte do Ibovespa, o ativo deve representar pelo menos 0,1% do volume financeiro no mercado e não pode estar cotado abaixo de 1 real. [29]

2.3 – Otimização

Esta seção apresenta os três algoritmos de otimização que estão sendo utilizados na estratégia de Graham.

2.3.1 - *Hill Climb*

O *Hill Climbing* é um algoritmo clássico muito eficiente em encontrar máximos ou mínimos locais, seguindo a heurística definida para encontrar a melhor solução. Ele usa da técnica de exploração que consiste em limitar em poucas buscas no espaço, porém se aprofundando o máximo possível.

Segundo Beretta, de maneira geral os passos seguidos pelo *Hill Climb* são:

1. Uma solução inicial (i) é escolhida no espaço S;
2. Encontrar uma solução melhor j em N (i);
3. Se $f(j) > f(i)$, então pare, senão faça $i=j$ e vá para o passo 2

S é o espaço de busca contendo todas as possíveis soluções para o problema, N é uma função de vizinhança $N: S \rightarrow 2^S$, que atribui a cada solução em S um subconjunto de soluções vizinhas contidas em S, e f é uma função de pontuação que atribui, a cada solução contida em S, o valor que se quer maximizar.

Verificando o algoritmo pode-se perceber que o *Hill Climb* é propenso a encontrar a solução que é o mínimo local, muitas vezes não sendo o mínimo global do problema, que é a solução ótima. Levando isso em consideração, o *Hill Climb* ainda é útil pela sua simplicidade, já que é a solução mais "ingênua", e em certos casos pode servir também de benchmark para outros algoritmos. [21]

2.3.2 - Algoritmo genético

São algoritmos de busca estocástica que atuam em uma população de soluções possíveis. Eles são inspirados na genética populacional e seleção das soluções potenciais chamadas de “genes”. Novas soluções podem ser produzidas por “mutação” de membros da população atual e “acasalando” duas soluções para formar uma nova solução.

As melhores soluções são selecionadas para se reproduzir e sofrer mutação e as piores são descartadas. Eles são métodos de pesquisa probabilísticos, o que significa que os estados que eles exploram não são determinados apenas pelas propriedades dos problemas.

No aprendizado de máquina, estamos tentando criar soluções para alguns problemas usando dados ou exemplos. “Existem basicamente duas maneiras de fazer isso. Ou a solução é construída a partir dos dados, ou algum método de pesquisa é usado para pesquisar sobre uma classe de soluções candidatas para encontrar uma solução eficaz” [22].

2.3.3 - *Simulated Annealing*

O algoritmo *Simulated Annealing* explora uma analogia entre o modo como o metal resfria e congela a estrutura cristalina de energia mínima e a busca por um mínimo num sistema qualquer. A cada iteração, procura-se o próximo candidato a ponto de mínimo na vizinhança do candidato corrente, usando como critério a diferença entre os valores da função objetivo.

A grande vantagem deste algoritmo é a possibilidade de evitar mínimos locais, pois emprega para isso uma busca aleatória que pode aceitar vizinhos com energia mais elevada. Ou seja, o *Simulated Annealing* em algumas vezes tende a maximizar a função objetivo em vez de minimizá-la a fim de escapar dos mínimos locais. Uma característica deste algoritmo é que ocorre uma redução na probabilidade de aceitar uma vizinha com maior energia com o tempo, o que se implementa com o parâmetro temperatura, que descreve a cada iteração. [23]

2.3.4 – *Overfitting*

Overfitting é um fenômeno que ocorre quando o modelo estatístico se ajusta em uma demasia ao conjunto de dados/amostra. É comum que a amostra apresente desvios causados

por medições erradas ou fatores aleatórios. O *overfitting*, ou sobreajuste, ocorre quando o modelo se ajusta predominantemente aos desvios aleatórios, em vez de refletir a tendência subjacente dos dados.

Um das técnicas utilizadas na análise de dados para evitar o *overfitting* é o que chamam de *cross validation*, que consiste em separar uma pequena amostra dos dados não utilizada no ajuste do modelo, para poder posteriormente verificar se o modelo está realmente localizando um padrão nos dados ou encontrou algum ruído que só existe naquele período específico da amostra otimizada. [24]

2.3.5 - Walk Forward Optimization

Ampliando o uso do cross validation, a técnica *walk forward optimization* permite avaliar um modelo com menor perturbação de ruídos e de padrões que ocorram somente em um período específico, mas que não fazem parte realmente da amostra em longo período.

Divide-se o período do backtest em várias etapas e, para cada etapa, divide-se esse período em dois conjuntos de dados, um para a otimização e outro para a validação. [26]. A imagem abaixo pode ilustrar e facilitar o entendimento:

Imagem 1 - Etapas do período de *backtest*

	MÊS #1	MÊS #2	MÊS #3	MÊS #4	MÊS #5	MÊS #6	MÊS #7	MÊS #8
ETAPA 1	OTIMIZAÇÃO #1				VALIDAÇÃO #1			
ETAPA 2		OTIMIZAÇÃO #2				VALIDAÇÃO #2		
ETAPA 3			OTIMIZAÇÃO #3				VALIDAÇÃO #3	
ETAPA 4				OTIMIZAÇÃO #4				VALIDAÇÃO #4

Fonte: Janderson, (2016).

Segundo Janderson, a otimização *Walk Forward* é utilizada para determinar os parâmetros ideais para uma estratégia. A estratégia de negociação é otimizada com dados na amostra para uma janela de tempo anual em uma série de dados histórica. Os dados restantes são reservados para a validação fora da amostra. Essa pequena parte de dados na amostra é

testada e os resultados são registrados. [27]. Por último, todos os resultados registrados são usados para avaliar a estratégia de negociação.

Capítulo 3

Metodologia

O objetivo deste capítulo é fornecer uma visão geral das etapas adotadas no início do estudo até sua conclusão. Conforme descrito anteriormente no capítulo 1, estas etapas são:

- Extração dos dados históricos
- Separar em períodos
- Processar estratégia Graham

3.1 - Aquisição de dados

Os dados coletados para este estudo podem ser claramente divididos em duas categorias: série histórica dos dados financeiros e histórico de indicadores fundamentalistas. Esta seção oferece uma visão geral das motivações da escolha desses ativos e das técnicas usadas para adquirir seus dados. É dividida em três subseções para refletir as diferentes abordagens adotadas para cada categoria.

3.1.1 - Obtenção de dados

Foi realizada a busca da plataforma de obtenção de dados financeiros gratuitos que melhor se adequasse a estratégia de longo prazo. Infelizmente algumas delas não possuem APIs e ferramentas que facilitem a extração de dados e outras não possuem muitos dados disponíveis.

Por meio da utilização de uma plataforma de dados que não possuía esse ferramental para extração, foi construído um script de extração de dados que armazena na máquina local

os dados financeiros de cada empresa, visto que muitos são atualizados apenas uma vez a cada ano ou trimestre. Esse script de web scraping foi criado na linguagem python com ajuda das bibliotecas requests, beautiful soup para a captura dos dados e pandas para realizar operações nas tabelas.

Tal abordagem facilitou o desenvolvimento do resto do projeto, visto que reduziu o tempo de processamento para obtenção dos dados a cada ciclo de estudos da estratégia Graham. O script python de menos de 100 linhas nos permite buscar na plataforma todos os dados fundamentalistas das empresas na bolsa de valores em pouco mais de uma hora.

3.1.2 - Ativos

No escopo da pesquisa, selecionamos todos os ativos da bolsa de valores brasileira a fim de possuir a maior base de dados possível para os filtros de Graham. A plataforma Pense Rico possui vários indicadores fundamentalistas que são usados pela estratégia Graham, foi feito um *scraping* automatizado no site para a coleta dos dados para uso local.

Imagem 2 - Dados sobre o saneamento no Paraná

SAPR4 - CIA. DE SANEAMENTO DO PARANÁ - SANEPAR. R\$ 4,44 ↑										
	GRÁFICOS		INDICADORES QUALITATIVOS			INDICADORES INFORMATIVOS			FLUXO DE CAIXA	
	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013	2012	2011
P/L	6,18	9,85	7,43	7,48	8,14	3,64	6,59	7,98	12,93	7,72
P/VPA	1,01	1,72	1,16	1,00	1,07	0,38	0,73	0,91	1,77	0,95
P/FCO	3,89	7,27	4,86	3,79	4,67	1,83	3,57	4,06	5,93	3,66
DY	8,21%	4,16%	6,36%	5,66%	5,86%	15,52%	8,81%	5,88%	3,47%	6,60%
PSR	2,00	2,82	2,14	1,88	2,14	1,25	1,68	1,93	2,42	1,71
EV/EBIT	5,67	21,21	6,62	6,44	7,55	5,39	6,91	7,08	8,84	6,10
ROE	16,40%	17,49%	15,61%	13,32%	13,04%	10,49%	11,09%	11,30%	13,82%	12,30%
ROIC	12,40%	13,62%	12,94%	11,54%	10,52%	9,18%	9,36%	9,96%	13,64%	12,61%
LC	1,17	0,91	0,78	0,99	1,35	1,00	0,73	1,10	1,06	0,85

Fonte: Plataforma Pense Rico, (2021).

O *script* de *scraping* automatizado foi criado para facilitar a extração de dados do site, evitando a coleta manual repetidamente. Tudo o que se pode fazer manualmente passa a ser

possível pela programação. Desse modo, o grande objetivo da criação do script foi evitar o erro operacional e aumentar a agilidade.

3.1.3 - Dados financeiros

Para coletar os dados financeiros desses ativos buscaram-se bibliotecas que fazem a extração automática dos preços. Essa extração foi encontrada através da biblioteca *yfinance*. Ela interage com outras bibliotecas muito utilizadas, como Panda e Numpy,

Os dados financeiros coletados vêm da *Yahoo! Finance*, que é uma fonte confiável de informação. Ele fornece notícias financeiras, dados e comentários, incluindo cotações de ações, *press releases*, relatórios financeiros e conteúdo original [30].

Por fim, a série histórica de preço e volume de cada ativo escolhido foi de 01 de janeiro de 2011 até 31 de dezembro de 2019. O período escolhido foi com base no período em que foram coletados os indicadores da plataforma Pense Rico.

3.2 - Modelagem Estatística

Neste capítulo é apresentado todo o racional sobre a modelagem estatística e os filtros que Graham sugere em sua estratégia.

3.2.1 - Retorno

Por definição, a taxa de retorno é o ganho financeiro que se tem entre o excedente do valor final obtido em um investimento em relação ao valor inicialmente aplicado, levando em conta qualquer valor aportado ou resgatado ao longo da aplicação. A expressão da taxa de retorno financeiro pode ser apresentada por meio da seguinte equação:

Imagem 3 - Taxa de retorno

$$\text{Taxa de Retorno (\%)} = \frac{\text{Receita}}{\text{Valor aplicado}} \times 100 \quad (1)$$

Fonte: Elaborado pelo autor

Existem outras formas de apresentar esse indicador, porém elas são apenas variações da equação apresentada, sempre seguindo a mesma lógica de raciocínio. Essa métrica é bastante utilizada pelo mercado financeiro para cálculo da taxa de retorno financeiro e é conhecida como ROI (Return on Investment). No mercado financeiro tem outras formas de se calcular o retorno, as mais utilizadas no cotidiano é o retorno linear. O retorno linear é mais utilizado pelo mercado principalmente pela sua facilidade, por exemplo, quando se fala que uma ação caiu 10% é por meio desse cálculo. Sua equação consiste basicamente na diferença do preço final e inicial do ativo dividido pelo preço inicial.

$$\text{Retorno Linear} = \frac{\text{PreçoFinal} - \text{PreçoInicial}}{\text{PreçoInicial}} \quad (2)$$

O cálculo do retorno pode ser utilizado para diferentes tempos, como diário, mensal, trimestral ou anual. A única diferença em relação à equação é substituir o tempo inicial e final mudando assim sua periodicidade para o tempo desejado.

3.3 - Fórmula de Graham

A fórmula de Graham estipula o valor intrínseco da ação referente ao seu LPA e VPA multiplicados por 22,5.

O preço atual não deveria ser mais do que 1,5 vez o último valor contábil divulgado. No entanto, um múltiplo de lucros inferior a 15 poderia justificar um múltiplo de ativos correspondentemente maior. Como uma regra de bolso, sugerimos que o produto do múltiplo vezes a razão preço/valor contábil não deva exceder 22,5. (Esse número corresponde a 15 vezes os rendimentos e 1,5 vez o valor contábil. O resultado admitiria uma ação negociada a apenas nove vezes os lucros e 2,5 vezes o valor do ativo etc) [31]

$$\text{Valor Intrínseco} = \text{raiz quadrada de } (22,5 \times \text{LPA} \times \text{VPA}).$$

3.4 - Filtros Graham para simulação da carteira

O objetivo desta seção é fornecer uma visão geral dos filtros que os algoritmos de otimização revelam como saída após a análise utilizando o *walk forward*.

3.4.1 - Tamanho adequado da empresa - Patrimônio líquido

Na ideia de Graham, existem empresas pequenas que podem estar sujeitas a adversidades acima do normal, principalmente no setor industrial. Seria o tamanho mínimo exigido para posições de um investidor defensivo, a fim de evitar muita volatilidade. A estratégia define um limite inferior para o patrimônio líquido.

3.4.2 - Uma condição financeira suficientemente forte - Liquidez corrente e Dívida patrimonial

Segundo Graham, o ativo circulante deveria ser, pelo menos, o dobro do passivo circulante, formando um índice de liquidez corrente de dois para um. O endividamento também não deveria exceder o patrimônio líquido circulante (ou capital de giro). Caso a empresa seja pública, sua dívida não deveria exceder duas vezes seu capital social. A estratégia define um valor mínimo para a liquidez corrente e um valor máximo para dívida patrimonial.

3.4.3 - Estabilidade de lucros - Lucro líquido

O filtro foi condicionado somente a empresas com lucro líquido positivo a fim de obter empresas mais sólidas e persistentes no tempo.

Para um investidor defensivo, é muito importante ter empresas com lucros consistentes durante muitos anos, pois isso é reflexo de várias atividades de caráter essencial fazendo com que essas empresas enfrentem diversas crises com maior facilidade. Isso porque a consolidação da empresa denota a essencialidade de sua atividade econômica, ou seja, por

mais que venham crises econômicas, a sua atividade econômica permanece. A estratégia define um valor mínimo para o lucro líquido.

3.4.4 - Histórico de dividendos – DY

Empresas que geraram algum tipo de provento durante o ano são interessantes, já que a maioria das empresas que geram renda aos acionistas está em posição maturada no mercado e não veem formas de investimentos que geram mais valor do que o repasse aos seus acionistas.

Muitas empresas que possuem um grande histórico de repasse de dividendos possuem uma estabilidade maior em suas cotações em momentos de volatilidade na bolsa de valores, comportamento que muitos investidores defensivos apreciam. A estratégia define um valor mínimo para o *dividend yield*.

3.4.5 - Crescimento dos lucros - ROE

O ROE alto significa que a empresa está conseguindo utilizar seus recursos de forma muito produtiva, indicando um crescimento em receita e possivelmente em seus lucros.

Um ROE baixo pode demonstrar um sinal negativo sobre como a gestão lida com as decisões financeiras do negócio. [32]. O investidor com a filosofia de Graham procura sempre um ROE atrativo, a fim de selecionar as empresas que possuem a maior capacidade de retorno. A estratégia define um valor mínimo para o ROE.

3.4.6 - Razão preço/lucro moderada - PL

O P/L indica o tempo que o investimento retorna em anos. Uma ação com P/L de 4,50 significa que o prazo previsto para o retorno do investimento feito nela seria de 4 anos e meio, considerando que seus lucros se mantêm nos níveis atuais. [33]

Esse indicador não deveria ser mais do que os lucros médios dos últimos anos,

evitando assim, pagar um valor alto devido alguma euforia passageira. A estratégia define um valor máximo para o PL.

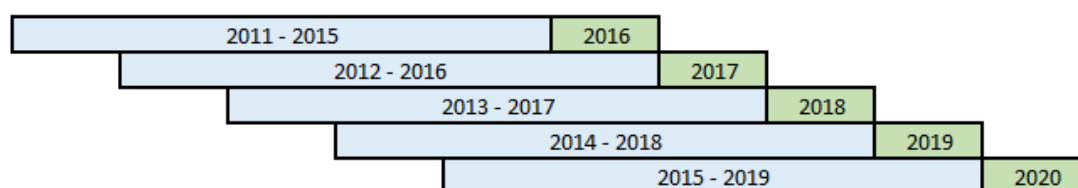
3.4.7 - Razão preço/ativos moderada – PVPA

O PVPA significa o ágio ou deságio que o mercado está pagando pela ação. Em uma situação ideal para esse indicador, seria que seu valor seja acima de 1, equivalente ao preço do patrimônio da empresa e sua operação de geração de receita. Um PVPA muito elevado pode representar riscos ao investimento, indicando uma valorização especulativa sem amparo nos fundamentos da empresa, segundo Debastiani. [34]. A estratégia define um valor mínimo para o PVPA.

3.5 - Montagem da Carteira

Usando a estratégia de otimização *Walk Forward*, pegamos os dados de 5 anos iniciais e rodamos os algoritmos de busca a fim de obter os melhores resultados para o período e aplicamos os filtros no ano seguinte. Tal procedimento é realizado cinco vezes, abrangendo todo o período da pesquisa e comparado com o crescimento do IBOVESPA no mesmo período.

Imagem 4 - Análise do período 2011-2020



Fonte: Walk Forward, (2021).

O algoritmo apresentava a melhor escolha dos parâmetros para cada filtro no período de análise (Patrimônio líquido, Liquidez Corrente, Dívida patrimonial, dividendo anual, lucro líquido, ROE, preço sobre valor patrimonial, preço sobre lucro). Esses parâmetros eram inseridos para os indicadores do ano seguinte da análise e apresentavam as ações que passaram pelos filtros e o aporte de 50 mil reais era feito dividindo igualmente entre as

empresas. Foi utilizado o mesmo investimento de 50 mil reais no índice IBOVESPA para comparação de rentabilidade.

3.6 - Otimização da estratégia Graham

Os algoritmos *Hill Climb* randômico, *Simulated Annealing* e o genético receberam a massa de dados dos 5 anos iniciais para processamento. As entradas foram os filtros de Graham (Patrimônio Líquido, liquidez corrente, dívida patrimonial, *dividend yield*, Lucro Líquido, ROE, PVPA e PL). A função-objetivo utilizada foi o cálculo do valor intrínseco de Graham para as ações que passaram pelos filtros realizando uma montagem de carteira e retornando a saída o valor final do investimento.

Cada algoritmo, então, selecionou um valor vencedor para cada filtro Graham para aquela massa de dados e esses filtros foram aplicados na massa de validação correspondente ao ano seguinte do último ano da massa de dados que foi otimizada.

Em seguida, o algoritmo através dos filtros escolhidos selecionou um subconjunto de empresas que estariam condizentes com a melhor rentabilidade que teve no período de testes. Sempre que o número de empresas selecionadas era acima de zero, comparávamos o resultado com o Ibovespa e, se o algoritmo não encontrasse empresas que se adequassem aos filtros exigidos, simulávamos a aplicação do valor investido em um ativo de renda fixa acompanhando a variação do CDI. O script de montagem de carteira foi criado em python e possui menos de 700 linhas com rápida execução devido a todos os dados estarem armazenados localmente, sua execução é realizada em menos de um minuto.

3.7 - Parâmetros da otimização

Utilizamos a biblioteca mlrose para facilitar o processo de otimização de carteira, sua execução para cada janela de tempo e um algoritmo foi de aproximadamente 9 a 10 horas. cada algoritmo recebeu um conjunto de parâmetros iniciais apresentados:

O algoritmo Genético recebeu como parâmetros iniciais o tamanho da população de 500 e número máximo de tentativas de 10 vezes para chegar no melhor estado de cada etapa. Por padrão, a probabilidade de mutação utilizada foi de 10% a cada elemento do vetor de estado.

O algoritmo *Random Hill Climb* recebeu como parâmetros iniciais um máximo de 500 tentativas em cada uma das 10 etapas de reinício aleatório.

O algoritmo *Simulated annealing* recebeu como parâmetro um máximo de 5000 tentativas.

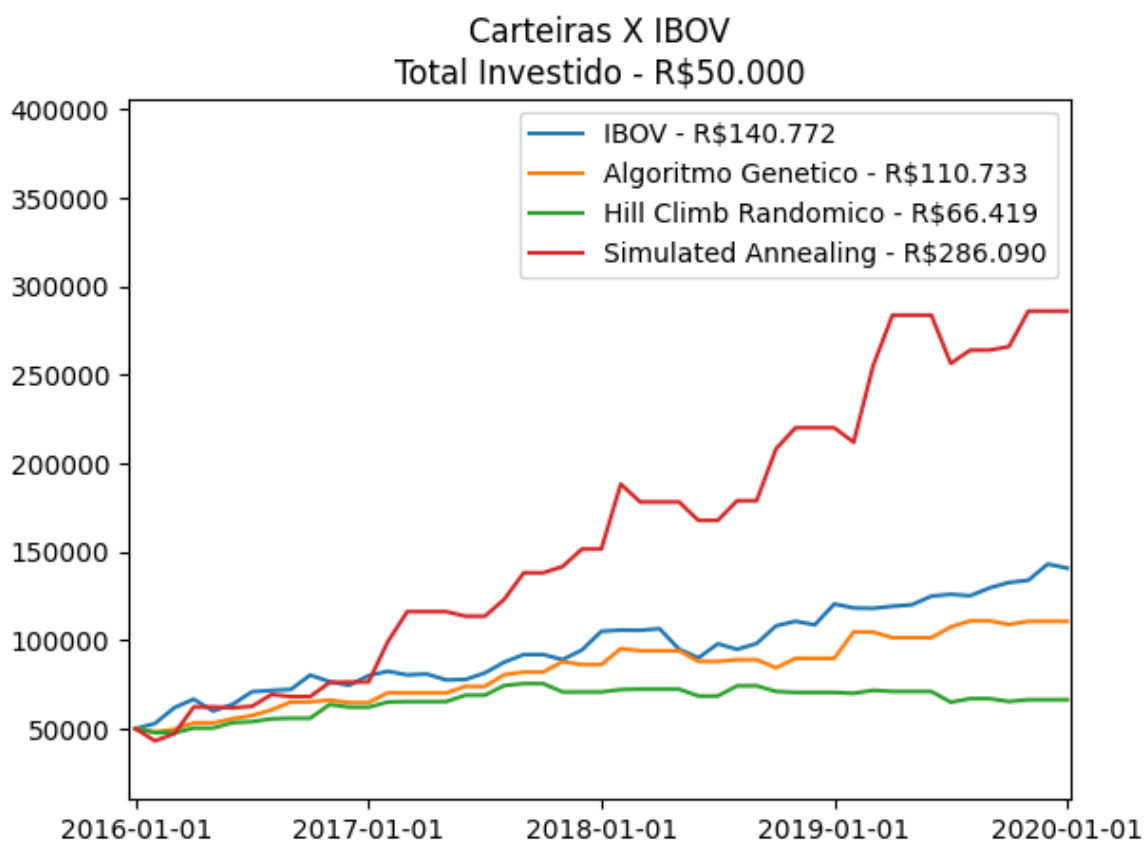
Capítulo 4

Resultados

A simulação foi realizada para os três algoritmos utilizando a base histórica com o intervalo de 2011 a 2019. Os algoritmos foram comparados com o índice do IBOVESPA para benchmark de rentabilidade.

4.1 - Período 2011 a 2015 - aplicando estratégia para 2016 a 2019

Gráfico 1 - Análise 2016-2019



Fonte: Elaborado pelo autor

Algoritmo genético - R\$110.773 (R\$ 64.773 só em 2016)

IBOVESPA: R\$143.103 (R\$ 80.026 só em 2016)

Random Hill Climb - R\$66.419 (R\$ 62.184 só em 2016)

Simulated Annealing - R\$286.090 (R\$ 76.386 só em 2016)

4.1.1 - Algoritmo genético

Os filtros do algoritmo genético para o tempo de análise de 2011 a 2015 aplicados no ano de 2016 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 64.773 mil reais, um retorno de 29,55% e um retorno de 121,47% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 60,05% no ano de 2016 e 186,21% até o final de 2019.

No período de análise de 2011 a 2015 de testes, o algoritmo selecionou os valores para os indicadores abaixo:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	41
Liquidez Corrente	1.2
Dívida Patrimonial	1
DY	0.7
Lucro Líquido	8
ROE	2.8
PVPA	3.5
PL	17

Tabela 4.1 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2011 a 2015

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Através desses parâmetros, no ano de 2016, as empresas que passaram por esse crivo foram:

SIGLA	EMPRESA
JOPA3	JOSAPAR- JOAQUIM OLIVEIRA S/A PARTICIP.
SHUL4	SCHULZ SA.
PEAB3	CIA DE PARTICIPAÇÕES ALIANÇA DA BAHIA.
AFLT3	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A.
MTSA4	METISA METALÚRGICA TIMBOENSE SA.
ITSA3	ITAÚSA - INVESTIMENTOS ITAÚ S.A.
BMKS3	BICICLETAS MONARK SA.
CGRA3	GRAZZIOTIN SA.
CSAB3	CIA SEGUROS ALIANCA BAHIA.
FRAS3	FRAS-LE SA.
PATI3	PANATLANTICA SA.

Tabela 4.2 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas das empresas que passaram pelos critérios do filtro apresentado pelo algoritmo:

EMP	PAT LIQ.	LUC. C.	DIV, PAT.	DY	LUC. LIQ	ROE	PVPA	PL
JOPA3	621.0	1,78	0,83	2,71%	31.0	4,94%	0,41	8,28
SHUL4	457.0	2,41	0,1	3,10%	31.0	6,71%	0,59	8,81
PEAB3	510.0	4,27	3,01	3,89%	67.0	13,18%	0,79	5,97
AFLT3	76.0	17,39	0,22	10,24%	14.0	18,75%	2,5	13,13

MTSA4	211.0	2,34	0,52	5,43%	13.0	6,35%	0,44	6,88
ITSA3	50.7	1,71	0,58	7,43%	8211	16,20%	1,18	7,23
BMKS3	188.0	16,63	0	7,90%	16.0	8,44%	0,7	8,24
CGRA3	459.0	2,61	0	6,91%	64.0	13,94%	0,81	5,82
CSAB3	209.0	1,94	0	10,04%	56.0	26,82%	1,69	6,29
FRAS3	773.0	3,31	0,08	2,49%	64.0	8,32%	1,22	14,4
PATI3	333.0	2,11	0	1,10%	15.0	4,45%	0,54	12,24

Tabela 4.3 – Dados fundamentalistas das empresas selecionadas no período de 2016

Fonte: Pense Rico, (2021).

Preço Histórico dos ativos selecionados

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2017	Preço em 2020
JOPA3	61.90	9.56	20.81	23.77
SHUL4	8.79	2.43	2.66	8.79
PEAB3	68.34	17.58	18.10	44.65
AFLT3	2.50	1.91	2.38	2.50
MTSA4	27.67	7.44	9.58	18.89
ITSA3	13.05	4.48	5.59	13.05
BMKS3	570.30	183.10	227.38	247.18
CGRA3	37.10	8.41	14.17	22.47
CSAB3	66.75	27.18	33.44	45.54
FRAS3	4.89	2.88	3.36	4.58
PATI3	19.16	11.38	9.65	19.16

Tabela 4.4 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.1.2 - Random Hill Climb

Os filtros do *Random Hill Climb* para o tempo de análise de 2011 a 2015 aplicados no ano de 2016 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 62.184 mil reais, um retorno de 24,36% e

um retorno de 32,83% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 60,05% no ano de 2016 e 186,21% até o final de 2019.

No período de análise de 2011 a 2015, o algoritmo apresentou os indicadores abaixo para o filtro de ações:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	56
Liquidez Corrente	5.1
Dívida Patrimonial	1.6
DY	1.9
Lucro Líquido	7
ROE	0.7
PVPA	15.7
PL	78

Tabela 4.5 – Parâmetros selecionados pelo *Random Hill Climb* no período de 2011 a 2015

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Através desses parâmetros, as empresas que passaram por esse crivo foram:

SIGLA	EMPRESA
BMKS3	BICICLETAS MONARK SA.
AFLT3	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A.

Tabela 4.6 – Empresas selecionadas pelo *Random Hill Climb* no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas das empresas que passaram pelos critérios do filtro apresentado pelo algoritmo:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
BMKS3	188.0	16,63	0	7,90%	16.0	8,44%	0,7	8,24
AFLT3	76.0	17,39	0,22	10,24%	14.0	18,75%	2,5	13,13

Tabela 4.7 – Dados fundamentalistas das empresas selecionadas em 2016

Fonte: Pense Rico, (2021).

Preço histórico dos ativos encontrados pelo crivo:

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2017	Preço em 2020
BMKS3	570.30	183.10	227.38	247.18
AFLT3	2.50	1.91	2.38	2.50

Tabela 4.8 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.1.3 - *Simulated annealing*

Os filtros do *simulated annealing* para o tempo de análise de 2011 a 2015 aplicados no ano de 2016 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 76.386 mil reais, um retorno de 52,77% e um retorno de 472,18% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 60,05% no ano de 2016 e 186,21% até o final de 2019.

No período de análise de 2011 a 2015, o algoritmo apresentou os indicadores abaixo:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	0

Liquidez Corrente	4.8
Dívida Patrimonial	0.4
DY	0
Lucro Líquido	2
ROE	3.3
PVPA	12.0
PL	59

Tabela 4.9 – Parâmetros selecionados pelo *simulated annealing* no período de 2011 a 2015

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Empresas que passaram pelo filtro a partir dos parâmetros apresentados anteriormente:

SIGLA	EMPRESA
PRIO3	PETRO RIO S.A.
AFLT3	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A.
BMKS3	BICICLETAS MONARK SA.
GRND3	GRENDENE SA.
EZTC3	EZ TEC EMPREEND. E PARTICIPAÇÕES S/A.
BRAP3	BRADESPAR S/A.

Tabela 4.10 – Empresas selecionadas pelo *simulated annealing* no ano de 2016 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos selecionados pelo algoritmo:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
-----	----------	---------	-----------	----	----------	-----	------	----

PRI03	834.0	9,82	-3,41	0,00%	242.0	28,97%	0,34	1,19
AFLT3	76.0	17,39	0,22	10,24%	14.0	18,75%	2,5	13,13
BMKS3	188.0	16,63	0	7,90%	16.0	8,44%	0,7	8,24
GRND3	2.9	9,05	1,11	5,93%	634.0	21,71%	1,81	8,33
EZTC3	2844.0	5,09	0,33	6,32%	230.0	8,09%	0,91	11,18
BRAP3	7.9	7,88	0,56	0,80%	629.0	7,96%	0,56	6,99

Tabela 4.11 – Dados fundamentalistas das empresas no período de 2016

Fonte: Pense Rico, (2021).

Preço histórico dos ativos:

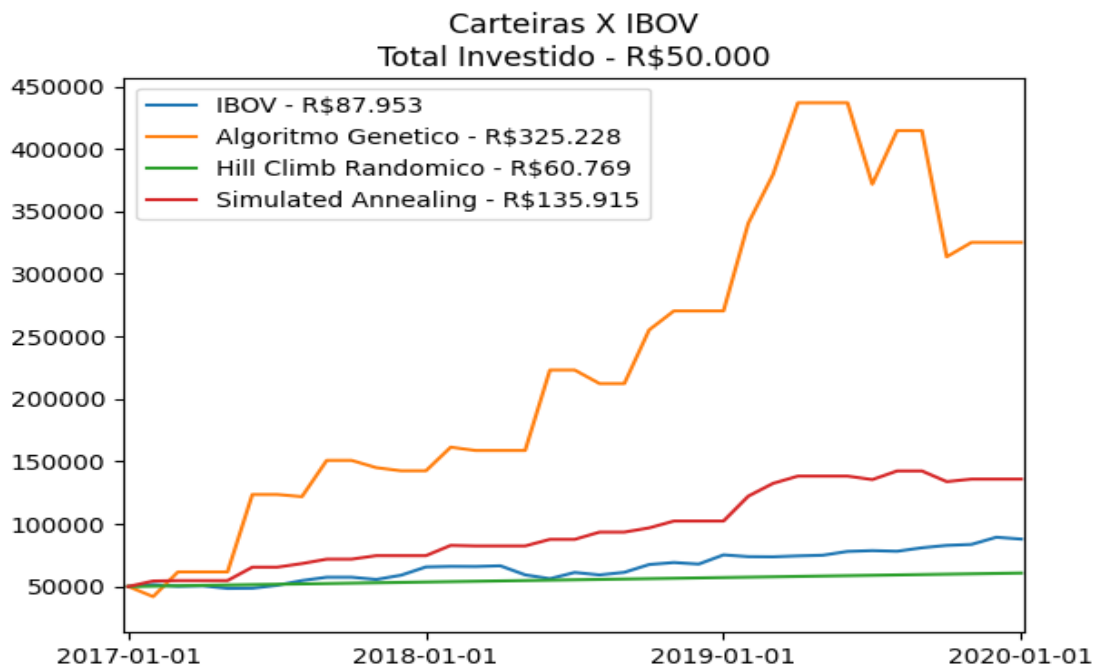
EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2017	Preço em 2020
PRI03	161.45	1.0	1.65	18.81
AFLT3	2.50	1.91	2.38	2.50
BMKS3	570.30	183.10	227.38	247.18
GRND3	21.48	4.01	4.75	9.46
EZTC3	23.30	7.51	9.44	23.30
BRAP3	30.27	3.93	10.14	29.09

Tabela 4.12 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.2 - Período 2012 a 2016 - aplicando estratégia para 2017 a 2019

Gráfico 2 - Análise 2018-2019



Fonte: Elaborado pelo autor

Algoritmo genético - R\$325.228 (R\$ 142.562 só em 2017)

IBOVESPA - R\$ 87.953 (R\$ 65.649 só em 2017)

Random Hill Climb (CDI)- R\$61.978,14 (R\$ 54.962 só em 2017)

Simulated Annealing - R\$135.915 (R\$ 74.680 só em 2017)

4.2.1 - Algoritmo genético

Os filtros do algoritmo genético para o tempo de análise de 2012 a 2016 aplicados no ano de 2017 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 142.562 mil reais, um retorno de 185,12% e um retorno de 552,46% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 31,38% no ano de 2016 e 75,91% até o final de 2019..

No período de análise de 2012 a 2016, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
-----------	-------

Patrimônio Líquido	42
Liquidez Corrente	4.5
Dívida Patrimonial	0.3
DY	1.8
Lucro Líquido	7
ROE	1.1
PVPA	2.6
PL	13

Tabela 4.13 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2012 a 2016

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Empresas que passaram pelo filtro com as variáveis apresentadas anteriormente:

SIGLA	EMPRESA
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.

Tabela 4.14 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2017 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos que foram selecionados:

EMP	Pat. Líq.	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
CRPG5	451.0	6.21	0	2,68%	74.0	17,53%	0,97	5,53

Tabela 1.15 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2017

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados de preço histórico dos ativos selecionados:

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2018	Preço em 2020
CRPG5	38.53	3.79	10.81	24.65

Tabela 4.16 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.2.2 - *Random Hill Climb*

Nenhuma empresa passou pelo filtro, então foi utilizado o dinheiro como reserva econômica atrelada ao CDI (100%).

Os filtros do *Random Hill Climb* para o tempo de análise de 2012 a 2016 aplicados no ano de 2017 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 54.962 mil reais devido à correção pelo CDI, um retorno de 9,92% e um retorno de 21,54% levando essa correção até o final do período da análise. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 31,38% no ano de 2016 e 75,91% até o final de 2019.

No período de análise de 2012 a 2016, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	22
Liquidez Corrente	5.8
Dívida Patrimonial	0.0
DY	0.2
Lucro Líquido	9
ROE	2.3
PVPA	4.4
PL	21

Tabela 4.17 – Parâmetros selecionados pelo Random Hill Climb no período de 2012 a 2016

Fonte: Elaborado pelo Autor.

4.2.3 - *Simulated Annealing*

Os filtros do algoritmo *simulated annealing* para o tempo de análise de 2012 a 2016 aplicados no ano de 2017 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 74.680 mil reais, um retorno de 49,36% e um retorno de 171,83% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 31,38% no ano de 2016 e 75,91% até o final de 2019.

No período de análise de 2012 a 2016, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	48
Liquidez Corrente	2.4
Dívida Patrimonial	0.1
DY	0.0
Lucro Líquido	10
ROE	3.6
PVPA	20.0
PL	100

Tabela 4.18 – Parâmetros selecionados pelo *simulated annealing* no período de 2012 a 2016

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Empresas que passaram pelo filtro com as variáveis apresentadas na tabela anterior:

SIGLA	EMPRESA
-------	---------

RPAD5	ALFA HOLDINGS SA.
PATI3	PANATLANTICA SA.
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.
PEAB3	CIA DE PARTICIPAÇÕES ALIANÇA DA BAHIA.
EMAE4	EMAE-EMP. METROPOLITANA ÁGUAS ENERGIA S.A.
MTSA4	METISA METALÚRGICA TIMBOENSE SA.
MSPA3	COMPANHIA MELHORAMENTOS DE SÃO PAULO.
CGRA3	GRAZZIOTIN SA.

Tabela 4.19 – Empresas selecionadas pelo *simulated annealing* no ano de 2017 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos selecionados:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div. Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
RPAD5	918.0	3,36	0,08	8,28%	44.0	4,74%	0,52	10,98
PATI3	350.0	2,98	0	1,45%	17.0	4,95%	0,67	13,5
CRPG5	451.0	6,21	0	2,68%	74.0	17,53%	0,97	5,53
PEAB3	522.0	3,98	0,82	7,56%	37.0	7,09%	1,01	14,24
EMAE4	820.0	2,84	0,77	0,00%	119.0	14,53%	0,41	2,83
MTSA4	220.0	4,29	0,52	3,41%	13.0	5,98%	0,76	12,71
MSPA3	933.0	3,46	2,88	12,02%	38.0	4,09%	0,35	8,57
CGRA3	478.0	2,54	0	4,75%	61.0	12,84%	1,18	9,22

Tabela 4.20 – Dados fundamentalistas selecionados pelo *simulated annealing* em 2017

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados de preço histórico dos ativos selecionados:

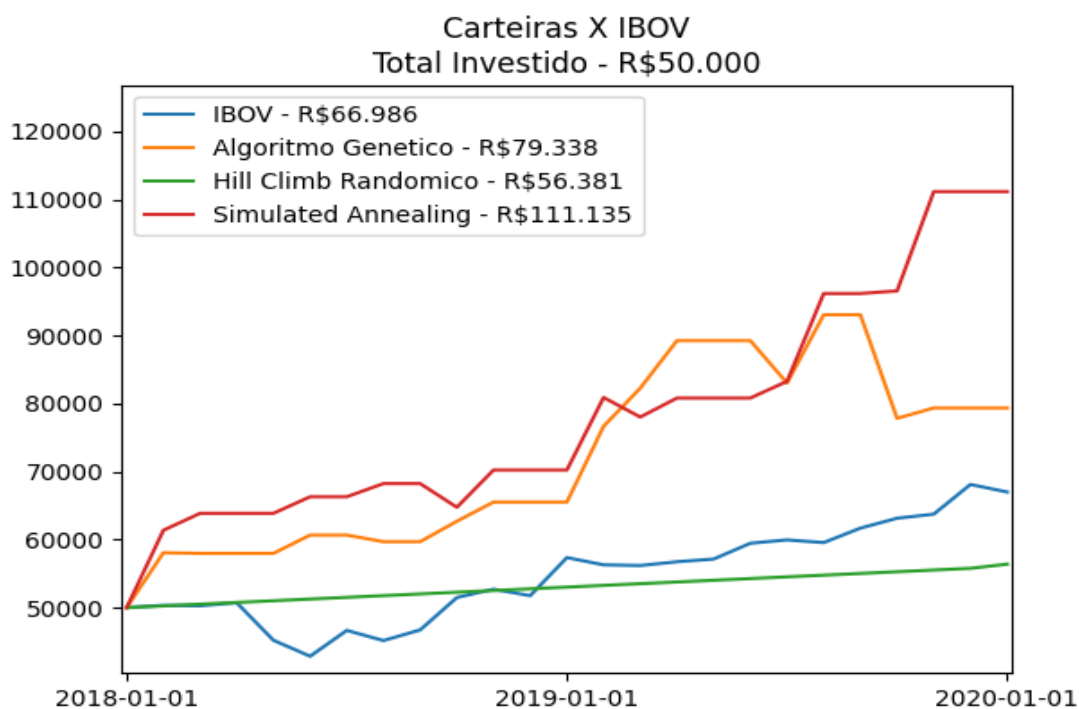
EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2018	Preço em 2020
RPAD5	11.15	3.52	4.41	7.71
PAT13	21.31	9.65	10.56	20.91
CRPG5	38.53	3.79	10.81	24.66
PEAB3	51.29	18.10	27.30	44.65
EMAE4	40.09	7.23	7.64	25.16
MTSA4	27.92	9.58	14.68	18.89
MSPA3	139.63	36.05	40.23	50.01
CGRA3	37.08	14.17	21.80	22.48

Tabela 4.21 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Financia, (2021).

4.3 - Período 2013 a 2017 - aplicando estratégia para 2018 a 2019

Gráfico 3 - Análise 2018-2019



Fonte: Elaborado pelo autor

Algoritmo genético - R\$79.338 (R\$ 65.509 só em 2018)

IBOVESPA - R\$ 68.096 (R\$ 57.349 só em 2018)

Random Hill Climb (CDI) - R\$ 56.381 (R\$ 53.210 só em 2018)

Simulated Annealing - R\$111.135 (R\$ 70.224 só em 2018)

4.3.1 - Algoritmo genético

Os filtros do algoritmo genético para o tempo de análise de 2013 a 2017 aplicados no ano de 2018 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 65.509 mil reais, um retorno de 31,09% e um retorno de 58,89% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 15,07% no ano de 2017 e 36,19% até o final de 2019.

No período de análise de 2013 a 2017, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	39
Liquidez Corrente	4.5
Dívida Patrimonial	0.3
DY	1.6
Lucro Líquido	6
ROE	1.5
PVPA	5.1
PL	25

Tabela 4.22 – Parâmetros selecionados pelo *simulated annealing* no período de 2013 a 2017

Fonte: Elaborado pelo autor.

Empresas que passaram pelo filtro:

SIGLA	EMPRESA
AFLT3	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A.
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.
MTSA4	METISA METALÚRGICA TIMBOENSE SA.

Tabela 1.23 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2018 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div. Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
AFLT3	196.0	19,71	0,1	3,25%	23.0	11,55%	1,72	14,83
CRPG5	509.0	9,41	0	13,57%	156.0	30,58%	1,81	5,93
MTSA4	231.0	4,82	0,61	4,39%	16.0	7,08%	0,67	9,47

Tabela 4.24 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2018

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados de preço histórico dos ativos selecionados pelo filtro

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2019	Preço em 2020
AFLT3	5.01	4.20	5.01	5.01
CRPG5	57.54	10.81	20.50	24.66
MTSA4	31.88	14.68	12.35	18.89

Tabela 4.25 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.3.2 – *Random Hill Climb*:

Os filtros do *Random Hill Climb* para o tempo de análise de 2014 a 2017 aplicados no ano de 2018 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 53.381 mil reais devido à correção pelo CDI, um retorno de 6,76% e um retorno de 12,53% levando essa correção até o final do período da análise. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 14,70% no ano de 2016 e 36,19% até o final de 2019.

No período de análise de 2013 a 2017, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	16
Liquidez Corrente	1.2
Dívida Patrimonial	0.6
DY	1.5
Lucro Líquido	9
ROE	1.6
PVPA	0.7
PL	3

Tabela 4.26 – Parâmetros selecionados pelo *Random Hill Climb* no período de 2013 a 2017

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nenhuma empresa passou pelo filtro. Logo, foi utilizado o dinheiro como reserva econômica atrelada ao CDI (100%).

4.3.2 - Simulated Annealing:

Os filtros do algoritmo simulated annealing para o tempo de análise de 2013 a 2017 aplicados no ano de 2018 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 70.224 mil reais, um retorno de 40,49% e um retorno de 122,27% levando esse conjunto de ações ao longo prazo como é o objetivo da estratégia Graham. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 14,70% no ano de 2018 e 36,19% até o final de 2019.

No período de análise de 2013 a 2017, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	3
Liquidez Corrente	0.8
Dívida Patrimonial	1.4
DY	1.8
Lucro Líquido	9
ROE	2.5
PVPA	1.7
PL	8

Tabela 4.27 – Parâmetros selecionados pelo *simulated annealing* no período de 2013 a 2017

Fonte: Elaborado pelo autor.

Empresas que passaram pelo filtro:

SIGLA	EMPRESA
CTSA3	CIA TECIDOS SANTANENSE.
EALT4	ELECTRO AÇO ALTONA S/A.
SHUL4	SCHULZ SA.
MERC4	MERCANTIL DO BR FINC SA CFI.
BNBR3	BANCO DO NORDESTE DO BRASIL SA.

Tabela 4.28 – Empresas selecionadas pelo *simulated annealing* no ano de 2018 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos que foram selecionados pelo filtro:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
CTSA3	205.0	1,37	0	51,83%	19.0	12,84%	0,89	6,99
EALT4	155.0	0,97	0	6,62%	16.0	7,92%	0,08	0,96
SHUL4	541	2,76	0,23	4,46%	70.0	12,99%	0,88	6,79
MERC4	230.0	2,08	0,4	7,58%	25.0	11,00%	0,6	5,43
BNBR3	4.19	1,01	2,15	4,54%	726.0	17,35%	0,87	5

Tabela 4.29 – Dados fundamentalistas selecionados pelo *simulated annealing* em 2018

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados de preço histórico dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2019	Preço em 2020
CTSA3	8.87	2.13	4.35	5.06
EALT4	91.71	3.06	4.05	4.53
SHUL4	14.47	4.13	5.44	8.85

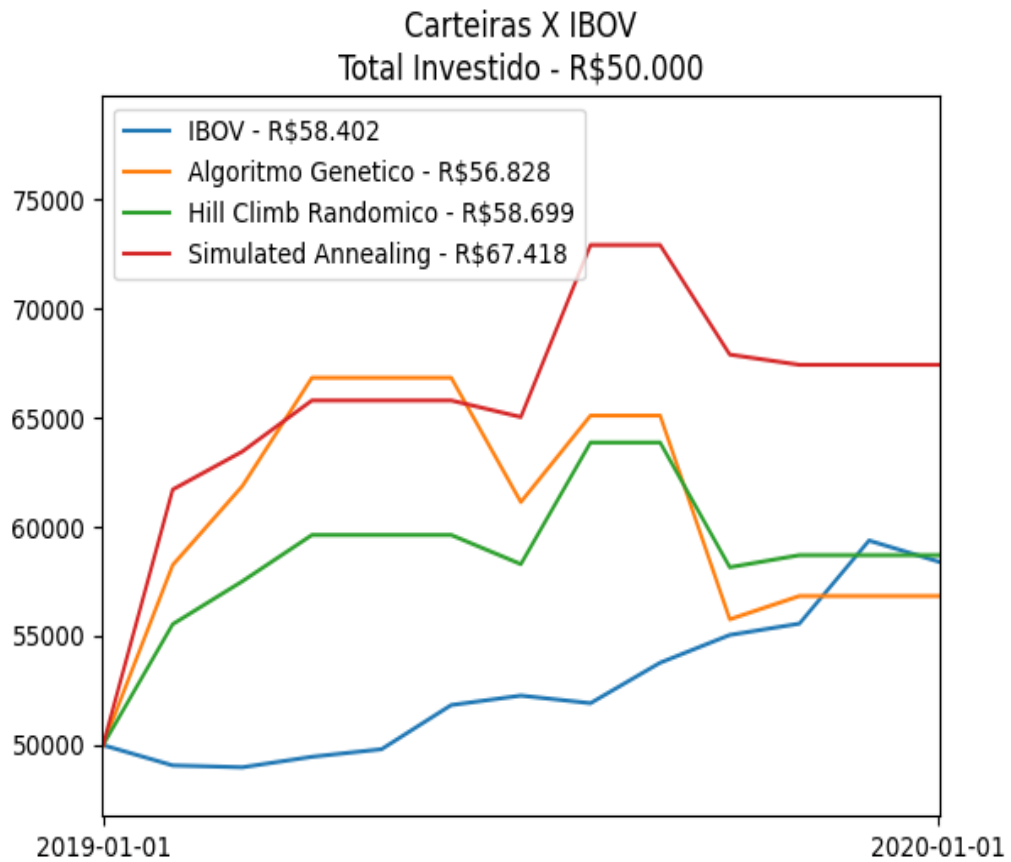
MERC4	20.06	4.55	6.18	12.46
BNBR3	95.66	33.12	32.79	79.00

Tabela 4.30 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.4 - Para a massa de 2014 até 2018, aplicando no ano de 2019 até o final de 2019

Gráfico 4 - Análise 2018-2019



Fonte: Elaborado pelo autor

Algoritmo genético - R\$56.828

IBOVESPA: R\$58.402

Random Hill Climb - R\$58.699

Simulated Annealing - R\$67.418

4.4.1 Algoritmo Genético

Os filtros do algoritmo genético para o tempo de análise de 2014 a 2018 aplicados no ano de 2019 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 56.828 mil reais, um retorno de 17,66%. O Ibovespa teve uma rentabilidade inferior durante o período, 16,80% no ano de 2019.

No período de análise de 2014 a 2018, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	39
Liquidez Corrente	4.7
Dívida Patrimonial	0.6
DY	1.5
Lucro Líquido	3
ROE	2.9
PVPA	15.8
PL	79

Tabela 4.31 – Parâmetros selecionados pelo algoritmo genético no período de 2014 a 2018

Fonte: Elaborado pelo autor.

Empresas que passaram pelo filtro:

Sigla	Empresa
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.
ITUB3	ITAÚ UNIBANCO HOLDING S.A.

Tabela 4.32 – Empresas selecionadas pelo algoritmo genético no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021)

Dados fundamentalistas dos ativos que foram selecionados pelo filtro:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
CRPG5	582.0	9,16	0	3,93%	88.0	22,94%	1	4,35
ITUB3	132244	5,19	2	8,24%	26712	20,20%	1,71	8,47

Tabela 4.33 – Dados fundamentalistas selecionados pelo algoritmo genético em 2019

Fonte: Pense Rico, (2021)

Dados de preço histórico dos ativos selecionados pelo filtro

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2020
CRPG5	56.95	20.51	24.67
ITUB3	28.73	26.84	28.73

Tabela 4.34 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Financia, (2021).

4.4.2 *Random Hill Climb*

Os filtros do algoritmo *Random Hill Climb* para o tempo de análise de 2014 a 2018 aplicados no ano de 2019 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 56.699 mil reais, um retorno de 13,40%. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 16,80% no ano de 2019.

No período de análise de 2014 a 2018, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	0
Liquidez Corrente	3.6

Dívida Patrimonial	0.1
DY	0.3
Lucro Líquido	6
ROE	1.4
PVPA	14.3
PL	71

Tabela 4.35 – Parâmetros selecionados pelo *Random Hill Climb* no período de 2014 a 2018

Fonte: Elaborado pelo autor.

Empresas que passaram pelo filtro:

Sigla	Empresa
GRND3	GRENDENE SA.
ITUB3	ITAÚ UNIBANCO HOLDING S.A.
MTSA4	ETISA METALÚRGICA TIMBOENSE AS
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.
AFLT3	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A.

Tabela 4.36 – Empresas selecionadas pelo *Random Hill Climb* no período de 2019

Fonte: Pense Rico, (2021).

Dados fundamentalistas dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
GRND3	3682	8,91	0,31	1,31%	495.0	13,44%	2,01	14,93
ITUB3	132244	5,19	2	8,24%	26712	20,20%	1,71	8,47
MTSA4	242.0	3,8	0,75	3,41%	18.0	7,45%	0,64	8,62
CRPG5	582.0	9,16	0	3,93%	88.0	22,94%	1	4,35
AFLT3	214.0	18,09	0,4	0,95%	25.0	11,78%	2,01	17,12

Tabela 4.37 – Dados fundamentalistas selecionados pelo *Random Hill Climb* no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021)

Dados de preço histórico dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2020
GRND3	7.11	6.96	7.11
ITUB3	28.73	26.84	28.73
MTSA4	34.23	12.35	18.89
CRPG5	56.95	20.51	24.67
AFLT3	5.53	5.29	5.53

Tabela 4.38 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.4.3 - *Simulated annealing*

Os filtros do algoritmo *Simulated annealing* para o tempo de análise de 2014 a 2018 aplicados no ano de 2019 fizeram que os R\$50 mil virassem R\$ 67.418 mil reais, um retorno de 34,84%. O Ibovespa teve uma rentabilidade superior durante o período, 16,80% no ano de 2019.

No período de análise de 2014 a 2018, o algoritmo apresentou os indicadores:

PARÂMETRO	VALOR
Patrimônio Líquido	24
Liquidez Corrente	0.9
Dívida Patrimonial	0.4
DY	1.8

Lucro Líquido	3
ROE	1.2
PVPA	1.0
PL	5

Tabela 4.39 – Parâmetros selecionados pelo *simulated annealing* no período de 2014 a 2018

Fonte: Elaborado pelo autor.

Empresas que passaram pelo filtro:

Sigla	Empresa
ROMI3	INDÚSTRIAS ROMI S.A.
BGIP4	BANCO DO ESTADO DE SERGIPE SA.
CRPG5	CRISTAL PIGMENTOS DO BRASIL S.A.
CGRA3	GRAZZIOTIN SA.

Tabela 4.40 – Empresas selecionadas pelo *simulated annealing* no período de 2019

Fonte: Pense Rico, (2021)

Dados fundamentalistas dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Pat. Liq	Luc. C.	Div, Pat.	Dy	Luc. Liq	ROE	PVPA	PL
ROMI3	759.0	1,92	1,12	6,38%	130.0	17,09%	12,07	4,14
BGIP4	434.0	0,91	0,01	2,03%	84.0	19,27%	28,38	4,97
CRPG5	582.0	9,16	0	3,93%	88.0	22,94%	25,07	4,35
CGRA3	586.0	2,07	0	4,36%	129.0	22,09%	26,73	4,02

Tabela 4.41 – Dados fundamentalistas selecionados pelo *simulated annealing* no ano de 2019 para investimento com os filtros do período de testes.

Fonte: Pense Rico, (2021)

Dados de preço histórico dos ativos selecionados pelo filtro:

EMP	Preço previsto Graham	Preço de aquisição	Preço em 2020
ROMI3	23.65	6.62	12.50
BGIP4	59.10	32.03	37.29
CRPG5	56.95	20.51	24.67
CGRA3	59.57	19.73	22.48

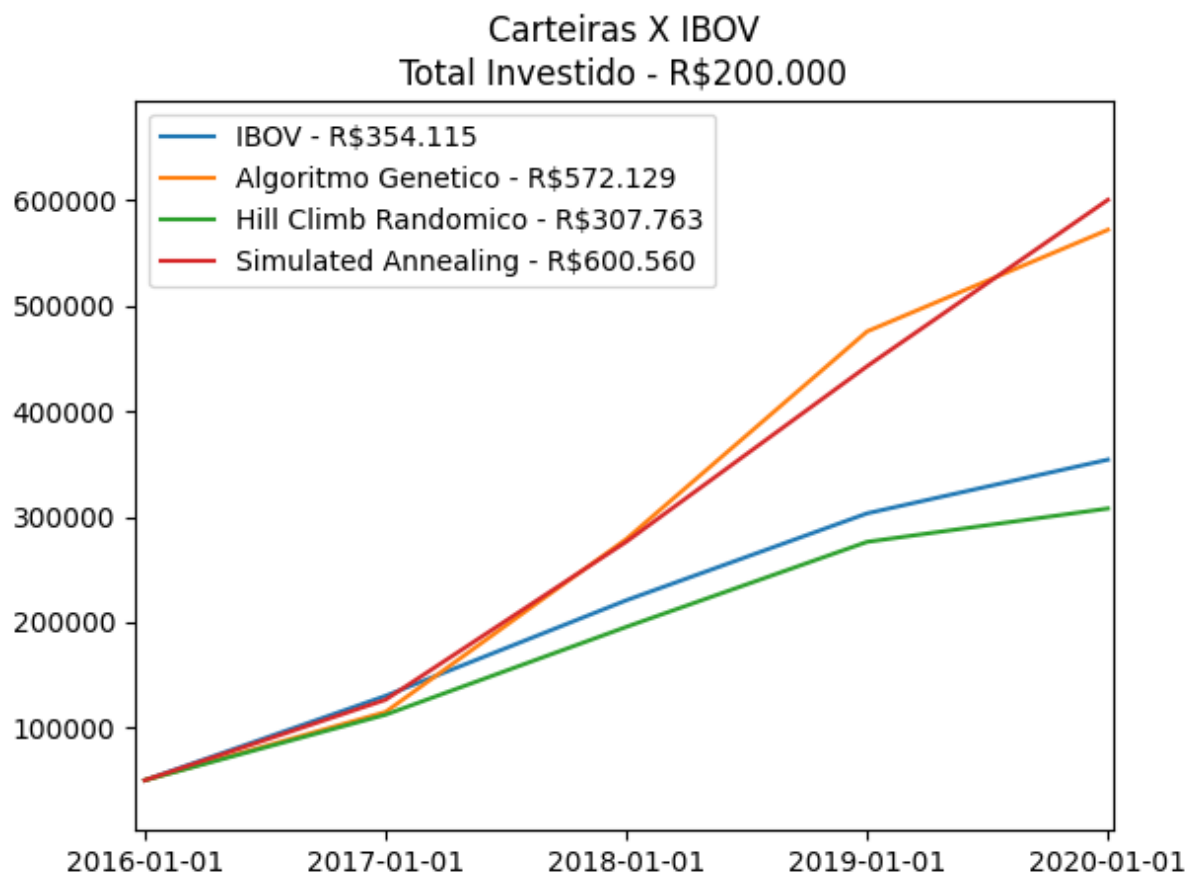
Tabela 1.42 – Comparativo de preços históricos com valor pela estratégia Graham.

Fonte: Yahoo Finance, (2021).

4.5 – Comparando as estratégias

Como comparativo entre as estratégias, foi realizado o estudo da aplicação de R\$ 50.000 anuais entre 2016 a 2019, totalizando R\$ 200.000 investidos com os filtros obtidos pelas estratégias apresentadas anteriormente. O algoritmo genético e o *simulated annealing* foram as que obtiveram resultados mais satisfatórios do que o índice Bovespa e o *Random Hill Climb* que indicou a reservar um valor no CDI (não encontrou empresas por dois anos com os filtros obtidos) para futura aplicação.

Gráfico 5 - Análise de comparação de estratégias durante todo o período



Fonte: Elaborado pelo Autor

Capítulo 5

Conclusão

Nesse projeto foi desenvolvida uma possível aplicação de algoritmos de otimização no mercado financeiro. O desenvolvimento de um modelo como o proposto é capaz de auxiliar no processo de montagem de carteiras de forma quantitativa, retirando o fator emocional do processo de compra de ativos.

Ao delegar a responsabilidade de escolha dos ativos para um algoritmo com uma estratégia bem definida, é possível obter um ganho interessante, como exposto no capítulo 4, em que determinados algoritmos selecionaram filtros que tiveram uma rentabilidade muito superior ao Ibovespa.

Um estudo comparativo de outros algoritmos de otimização e até algoritmos de machine learning na construção do modelo de escolha dos filtros de Graham também poderia ter sido feito. A ideia de se restringir a apenas três algoritmos foi seguida, pois esse projeto possui um foco mais prático, tentando desenvolver um produto que, após ser testado durante uma amostragem de tempo suficientemente longa, esteja pronto para ser aplicado na estratégia que já é utilizada no mercado. No entanto, realizar a construção do modelo utilizando outras metodologias de machine learning ou otimizações pode vir a ser um projeto relevante para o futuro.

O objetivo deste trabalho é demonstrar o potencial que a tecnologia possui no contexto financeiro. Muitas instituições já realizam diversos estudos na área voltada para aplicações desse mesmo objetivo, fomentando diversas propostas nas áreas de gerenciamento de risco e seleção automatizada de ativos multimercado para cada perfil de cliente, buscando uma baixa correlação entre os ativos para proteger o patrimônio e aumentar a rentabilidade, possíveis temas para pesquisas futuras.

Bibliografia

- [1] Graham, B.; Dodd, D. L. *Security analysis*. 3rd ed. New York: McGraw-Hill, 1951.
- [2] BRASIL. Lei Nº 10.406, de 10 de janeiro de 2002. *Diário Oficial da República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 10 de janeiro de 2002. Disponível em: <> Acesso em: 02 abr. 2021.
- [3] BRASIL. LEI Nº 6.404, DE 15 DE DEZEMBRO DE 1976. Disponível em: <> Acesso em: 30 mar. 2021.
- [4] PORTAL DO INVESTIDOR. *O que é uma ação?* Disponível em: <> Acesso em: 30 mar. 2021.
- [5] COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS. *Como funciona a bolsa de valores mobiliários*. Rio de Janeiro: Comissão de Valores Mobiliários, 2020. Disponível em: < >. Acesso em: 02 abr. 2021.
- [6] PORTAL DO INVESTIDOR. *Como funciona a bolsa de valores?* Disponível em: <> Acesso em: 30 mar. 2021.
- [7] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.
- [8] BRASIL. Lei no 6.404, de 15 de dezembro de 1976. *Diário Oficial da República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 15 de dezembro de 1976. Disponível em: < >. Acesso em: 02 mai. 2021.
- [9] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.
- [10] Ibidem.

[11] BRASIL. Lei nº 12.973, de 13 de maio de 2014. *Diário Oficial da República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 13 de maio de 2014. Disponível em: <> Acesso em: 02 mai. 2021.

[12] GÓMEZ, Nathália. *Dívida líquida/patrimônio líquido é indicador de endividamento; entenda*. 08 abr. 2021. Disponível em: <> Acesso em: 30 mar. 2021.

[13] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.

[14] BRASIL. Lei nº 12.973, de 13 de maio de 2014. *Diário Oficial da República Federativa do Brasil*, Brasília, DF, 13 de maio de 2014. Disponível em: <> Acesso em: 04 mai. 2021.

[15] Ibidem.

[16] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.

[18] DICIONÁRIO FINANCEIRO. *O que é ROE?* Disponível em: <> Acesso em: 02 abr. 2021.

[19] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.

[20] GRAHAM, Benjamim. *O investidor inteligente*. Rio de Janeiro: Hapercollins Brasil, 2016.

[21] SANTOS, Maíke de Paula. *Modelagem de uma rede bayesiana para representar a atenção situacional de pedestres*. Trabalho de Conclusão de Curso [Graduação em Ciências da Computação]. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2018, p. 38.

[22] SHAPIRO, Jonathan. Genetic Algorithms in Machine Learning. In: G. Paliouras, V. Karkaletsis, and C.D. Spyropoulos (Eds.): *ACAI '99*, LNAI 2049, pp. 146–168, 2001.

Disponível em: <> Acesso em: 03 mai. 2021.

[23] PRATSCHKE, Anja; PELIZZONI, Jorge Marque. *simulated_annealing & scheduling*.

Disponível em: <> Acesso em: 28 mar. 2021.

[24] JANDERSON. *Como evitar o Overfitting utilizando Walk Forward Validation*. 27 nov. 2016. Disponível em: <> Acesso em: 25 mar. 2021.

[25] WIKIPÉDIA. *Sobreajuste*. Disponível em: <> Acesso em: 25 mar. 2021.

[26] JANDERSON. *Como evitar o Overfitting utilizando Walk Forward Validation*. 27 nov. 2016. Disponível em: <> Acesso em: 25 mar. 2021.

[27] Ibidem.

[28] WIKIPÉDIA. *Walk forward optimization*, Disponível em: <> Acesso em: 10 mai. 2021.

[29] ÍNDICE BOVESPA (IBOVESPA B3). Disponível em: <= Acesso em: 10 mai. 2021.

[30] WIKIPÉDIA. *Yahoo! Finance* Disponível em: <> Acesso em: 10 mai. 2021.

[32] STATUS INVENT. *O que é ROE?* 30 set. 2020. Disponível em: <> Acesso em: 02 mai. 2021.

[33] DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO, Felipe Augusto. *Avaliando empresas, investindo em ações*. São Paulo: Novatec, 2008.

[34] GRAHAM, Benjamim. *O investidor inteligente*. Rio de Janeiro: Hapercollins Brasil, 2016.

[35] GITHUB. Graham. Disponível em: <<https://github.com/Riquinho/Graham.git>> Acesso em: 25 setembro. 2021.

[36] COSTA. Rafael. Disponível em:
<<http://www.repositorio.poli.ufrj.br/monografias/projpoli10034983.pdf>> Acesso em: 01
Novembro. 2021.

[36] CANTO. Lucas. Disponível em:
<<http://www.repositorio.poli.ufrj.br/monografias/monopoli10031581.pdf>> Acesso em: 01
Novembro. 2021.