

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
BACHARELADO INTERDISCIPLINAR EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA

EDNO SOUSA TEÓFILO DA COSTA ALMEIDA

**GERENCIAMENTO DE PORTFÓLIO POR OTIMIZAÇÃO DE RISCO
E ÍNDICE SHARPE**

SÃO LUIS - MA

2021

EDNO SOUSA TEÓFILO DA COSTA ALMEIDA

GERENCIAMENTO DE PORTFÓLIO POR OTIMIZAÇÃO DE RISCO E
ÍNDICE SHARPE

Trabalho de conclusão de curso apresentado à
Universidade Federal do Maranhão como parte
das exigências para a aprovação na disciplina
Trabalho de Conclusão de Curso I

Orientador: Marcos Nascimento Azevedo

SÃO LUIS - MA

2021

Resumo

Com o crescente aumento do número de investidores no Brasil e a falta de bagagem cultural e técnica para adentrar neste ramo de maneira satisfatória, pensou-se em uma maneira de ajudar esse novo investidor. Dessa forma, esse estudo tem como objetivo analisar o desempenho de um algoritmo que gerencia carteiras por meio da otimização periódica de risco e índice Sharpe, a fim de dar um passo adiante na construção de um modelo que auxilie a tomada de decisão e gerenciamento de portfólio para investidores iniciantes. Por fim, constatou-se um resultado positivo no uso do gerenciamento proposto, principalmente nos lucros, usando a otimização Sharpe com atualização periódica de 1 semana e proteção contra volatilidade, usando a otimização de risco em carteiras com ativos de alta robustez.

Palavras-chaves: Investimento, otimização, gerenciamento, ações, algoritmo.

Abstract

With the increasing number of investors in Brazil and the lack of cultural and technical background to enter this field in a satisfactory way, a way to help this new investor was thought of. Thus, this study aims to analyze the performance of an algorithm that manages portfolios through periodic optimization of risk and Sharpe ratio, in order to take a step forward in the construction of a model that helps decision-making and portfolio management. for novice investors. Finally, a positive result was found in the use of the proposed management, mainly in profits, using Sharpe optimization with 1-week periodic update and volatility protection, using risk optimization in portfolios with high robustness assets.

Key-words: Investment, optimization, management, actions and algorithms.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Fronteira Eficiente	16
Figura 2 – Fronteira Eficiente Selic x Ibov	16
Figura 3 – Drawdown	20
Figura 4 – Resultados das simulações	25
Figura 5 – Resultados dos concorrentes	26
Figura 6 – Outlier Magalu	26
Figura 7 – dif atualizacao	27
Figura 8 – Carteira 1 Sharpe 1	28
Figura 9 – Carteira 2 Sharpe 1	29
Figura 10 – Carteira 2 risco 1	30
Figura 11 – Composição da Carteira 2 otimizado por risco	31
Figura 12 – Dashboard seleção	36
Figura 13 – Dashboard resultados	37
Figura 14 – Dashboard resultados 2	38

Lista de tabelas

Tabela 1 – Taxa Livre de Risco	24
Tabela 2 – Ações da Ibovespa	35
Tabela 3 – Carteira 1	39
Tabela 4 – Carteira 2	40

Sumário

1	Introdução	8
1.1	Objetivo Geral	10
1.2	Objetivo Específico	10
1.3	Justificativa	11
2	Referencial Teórico	12
2.1	Retorno	12
2.2	Conceito de Risco	13
2.3	Fronteira eficiente	15
2.4	Índice de Sharpe	17
2.5	Método do Gradiente Descendente	18
2.6	Alguns conceitos básicos de economia	19
2.6.1	Índice Ibovespa	19
2.6.2	Ativos seguros	19
2.6.3	Drawdown	20
2.6.4	Desvio padrão dos Retornos negativos de um ativo	20
3	Metodologia	22
3.1	Modelo dos testes	22
3.2	Sistema de simulação	22
3.3	Obtenção dos dados	23
3.4	Definição do período	23
3.5	Definição dos modelos de otimização	23
3.6	Definição dos critérios de avaliação	24
4	Análise dos Resultados	25
4.1	O Outlier Magalu	26
4.2	Período de atualização dos pesos	27
4.3	Portfólio otimizado por Índice Sharpe	27
4.4	Portfólio otimizado por Risco	28
4.5	Carteiras vs Ibovespa	29
4.6	Segunda-Feira Negra em 2020	30
5	Conclusão	32
	Referências	33
6	Apêndice	35
.1	Ações do Índice Ibovespa	35
.2	Dashboard seleção	36
.3	Dashboard simulação	37

.4	Dashboard simulação	38
.5	Carteira 1	39
.6	Carteira 2	40

1 Introdução

O investimento tem um papel importante no crescimento econômico de um país. Quanto maior o valor do investimento obtido por um país, mais rapidamente ele é capaz de se desenvolver. Assim como algumas startup usam de investidores anjos para receber grandes aportes financeiros, para ter um alto crescimento em um período de tempo relativamente baixo. Um desses modelos de investimento é a bolsa de valores, onde empresas de capital aberto negociam frações de seu capital social.

No imaginário brasileiro, tem-se a ideia de que comprar ações é algo para grandes empresários ou investidores experientes, mas pessoas comuns também podem fazer parte e por consequência, contribuir para o desenvolvimento econômico do país.

A população brasileira até 2012 era de 198,7 milhões de pessoas, enquanto os Estados Unidos tinham 313,9 milhões de habitantes segundo o Banco Mundial. Menos de 600 mil pessoas, cerca de 0,29% da população, investem na bolsa de valores no Brasil. Para medida de comparação, nos EUA havia mais de 200 milhões, aproximadamente 65% da população estadunidense investindo no mercado acionário dos EUA. Proporcionalmente cerca de 224 vezes mais que a população brasileira.

Já em 2018 com dados mais atualizados, a população do Brasil teve um aumento de cerca de 10 milhões de pessoas, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2018), sendo que 69% das economicamente ativas investem na caderneta de poupança, segundo a Comissão de Valores Mobiliários (CVM, 2018). De acordo com a B3 em seu relatório de administração de 2018, o número de investidores brasileiros na BMFBOVESPA (bolsa de valores, mercadorias e futuros) foi de 813 mil, isto é, apenas 0,39% da população investe em ações. Mas já houve um aumento de mais de 200 mil investidores entre o período de 2012 e 2018.

Entre a população brasileira, o investimento mais popular é a caderneta de poupança. (HERSEN; FERREIRA, 2013). Esta, que o seu principal determinante de rendimento é a taxa de juros, taxa na qual é fortemente influenciada pela taxa básica de juros, a Selic. Apesar da caderneta de poupança ser a preferida pelos brasileiros, esse tipo de investimento possui claras desvantagens, como o de seu rendimento inferior, da própria inflação em certos momentos. Em 2020, a taxa de juros Selic segundo o Banco Central do Brasil foi de apenas 2,74%, de modo que o rendimento mensal da poupança ficou pouco mais que 0,22% por mês.

Almeida e Cunha (2017), ao observar o retorno da poupança ao longo dos anos, percebeu o declínio do seu rendimento, pois em 1995 o retorno foi de 14,7% ao ano e no ano de 2006 o seu retorno máximo foi de 5,10%. Em 2020 o rendimento foi de pouco mais de 2%, ou seja, essa aplicação deixou de ser atrativa em relação às demais alternativas existentes no mercado, como o Tesouro Selic, fundos DI, CDBs (Certificados de Depósitos Bancários) e o

mercado fracionário. Concorrentes estes, que podem possuir o mesmo nível de risco e com uma maior possibilidade de retorno, de acordo com Freitas (2020). Logo, deixar seu dinheiro na poupança não é “investimento”, mas sim uma desvalorização gradual do seu patrimônio ao longo do tempo.

Um estudo divulgado em 2017 pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), indica que cerca de 53% dos brasileiros estavam até então abaixo do nível mínimo sobre conhecimentos financeiros e com a pontuação mais alta, apenas 3% (HERSEN; FERREIRA, 2013). Tais dados indicam que quando se trata de boas práticas na área financeira, os brasileiros tendem a não ter um bom conhecimento de causa.

Em Duarte e Siqueira (2019), é demonstrado pelo estudo divulgado em maio de 2017 pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), no qual aponta que 53% dos brasileiros ficaram abaixo do nível mínimo de conhecimentos financeiros e apenas 3% dos entrevistados atingiram a pontuação mais alta do teste. Segundo Freitas (2020), 98% dos brasileiros entrevistados têm a vontade de investir em ações, tais números são um reflexo da ausência da falta de conhecimento da população brasileira perante a educação financeira.

Observando as barreiras culturais, econômicas e técnicas para a entrada de investidores comuns, percebe-se que o desconhecimento dos jargões e termos técnicos que há no vocabulário do mercado financeiro constitui uma grande barreira inicial. Para um investidor iniciante pode ser assustador a quantidade de termos técnicos, indicadores, estratégias de análises, conhecimento de macro e micro economia necessário para desenvolver capacidade analítica para gerenciar sua própria carteira de ações com conhecimento de causa.

Visto isso, se levantou a questão. É possível um modelo matemático relativamente simples, gerenciar de forma satisfatória um portfólio de ações, de modo que possa atender os três principais perfis de investidores, conservadores, moderados e arrojados?

Este modelo é tratado na otimização de portfólio, no qual é um tópico de pesquisa em alta, que atraiu muitos pesquisadores nas últimas décadas. Otimização de portfólio é um desafio multiobjetivo. Recebendo crescente atenção de pesquisadores, gestores de fundos e investidores pessoas físicas. A ideia principal da otimização do portfólio é determinar o peso ideal de cada ativo, aumentando seu retorno esperado e minimizar o risco tanto quanto possível.

O vencedor do Prêmio Nobel em 1990 Harry Markowitz, em seu Modelo de variância média (MV) deu início a teoria moderna de portfólio, esta apresenta o primeiro modelo eficiente para manipular a relação entre a maximização do retorno esperado e minimização dos riscos. Esta relação em um gráfico cartesiano gera uma distribuição, no qual se pode observar as melhores combinações de pesos de ativos em um portfólio. Sua representação pode ser vista no referencial teórico sobre fronteira eficiente.

A teoria da fronteira eficiente é o “diamante” da moderna teoria de portfólio. Esta classifica os conjuntos de ativos (carteira) em um gráfico cartesiano, no qual o eixo das ordenadas

representa retorno do portfólio enquanto o eixo das abscissas representa o risco do portfólio.

A fronteira eficiente é representada graficamente por uma curva de carteiras que maximizam as proporções entre retorno e risco. O retorno e o risco dependem das combinações de investimentos que compõem a carteira. O desvio padrão de um ativo é sinônimo de risco. Idealmente, um investidor procura preencher a carteira com títulos que ofereçam alta taxa de crescimento e dividendos, mas cujo risco combinado seja menor do que o risco de um título individual. Quanto menos sincronizados os títulos (menor covariância), menor o risco assumido no portfólio. Se essa combinação de otimização do paradigma risco-retorno for bem-sucedida, esse portfólio deve se alinhar ao longo da fronteira eficiente.

De acordo com a teoria de Markowitz, existe uma carteira ótima que poderia ser desenhada com um equilíbrio perfeito entre risco e retorno. A carteira ótima não inclui apenas títulos com maior potencial de retorno ou títulos com menor risco. A carteira ótima visa equilibrar os títulos com maior potencial de retorno com um nível de risco aceitável. Esta ótima carteira é o que procuramos. A forma de gerenciamento proposta é dada pelo controle da porcentagem de cada ativo dentro do portfólio, essa porcentagem será chamada de peso dos ativos. Observando que os ativos são pré-selecionados, o modelo não pode fazer novos aportes de ativos, porém podem zerar o peso de um ativo caso considere benéfico para o critério de otimização empregado.

1.1 Objetivo Geral

Em geral, avaliar como seria o desempenho das carteiras administradas por esses modelos matemáticos baseados nos trabalhos de Markowitz e Sharpe. Utilizando um algoritmo que atualiza os pesos de um portfólio periodicamente, utilizando como critério a minimização das funções de Risco e maximização do Índice Sharpe.

Comparar o desempenho dos portfólios gerenciados pelo modelo contra o mesmo portfólio balanceados de forma simples (com a divisão igualitária entre os pesos dos ativos), e comparar com o Ibovespa, índice das principais ações brasileiras.

1.2 Objetivo Específico

Encontrar um período de atualização dos pesos que desempenhe melhores resultados nas simulações do modelo analisado. Analisar se a otimização do portfólio pela função objetivo de risco realmente reduziu o risco do portfólio nos períodos subsequentes. Constatar se uma carteira otimizada pelo índice Sharpe apresenta melhor relação retorno-risco ao longo do tempo.

Verificar o desempenho do modelo quando a carteira possui ativos altamente robustos a volatilidade do mercado, por ter seu valor atrelado a demandas físicas, como é no caso das commodities. Avaliar o comportamento dessas carteiras durante a queda econômica em feve-

reio de 2020, analisando se esse modelo obteve uma resposta mais resiliente a esse período conturbado.

1.3 Justificativa

Nos últimos 2 anos a pandemia do coronavírus instaurou um ambiente de incertezas. No Brasil e no mundo iniciou-se uma crise econômica, mas muitos países já estão se recuperando do grande impacto econômico, porém nações emergentes como o Brasil, tem mais dificuldade para sair dessa situação. Nesse cenário, uma nova geração de brasileiros começam a entender a importância de poupar seus recursos financeiros para se precaver no atual estado socioeconômico. A redução do consumo oriundo das elevadas taxas de desemprego e desvalorização da moeda fez com que muitos trabalhadores reforçassem sua poupança (COTIAS, 2017).

A mais de uma década o retorno da poupança vem sendo reduzido, chegando ao ponto da inflação superar seu rendimento. Deixando de ser uma “poupança”, pois o dinheiro lá deixado aos poucos vai valendo cada vez menos. Uma forma de amenizar essa situação é o investimento na renda variável, que apesar de oferecer mais risco, oferece mais retorno, e seus riscos podem ser controlados.

O mercado acionário brasileiro vem crescendo o número de investidores na bolsa de valores. Apesar deste crescimento, cerca de 56% da população ativa ainda não demonstra interesse em investir seus recursos financeiros (COTIAS, 2017). Contudo, se houvesse um incentivo de rentabilidade, e um processo de gerenciamento mais simples. Haveria mais incentivo de integrantes pelas barreiras quebradas.

Dando justificativa para o desenvolvimento de métodos e ferramentas que possam auxiliar estes possíveis acionistas a passarem pela barreira de entrada na hora de iniciar no mundo dos ativos financeiros.

2 Referencial Teórico

2.1 Retorno

O retorno de um investimento no mercado financeiro pode se referir a um único ativo ou a uma combinação destes. Quando se opta por aplicar tudo em um único ativo, o desempenho do seu investimento estará totalmente ligado ao dele, como qualquer variação no mercado do qual ele opera. Já no segundo caso o mesmo aplica seu capital em diversos ativos, normalmente de ramos diferentes, gerando uma composição diversificada de ativos.

O retorno total de uma ação de acordo com Ross, Westerfield e Jaffe (1995), é gerado pela soma dos dividendos pago pela ação no período de apuração, somado ao ganho de valor nominal da ação, que equivale à diferença do preço da ação entre a data de início e a final do período apuração. Contudo, por motivos de simplificação na hora de conseguir os valores de dividendo das ações ao decorrer do período de tempo analisado, não usaremos este conceito.

A equação usada para calcular o retorno de um portfólio, usa o retorno médio de cada ação no período de tempo especificado multiplicado pela proporção desta determinada ação dentro da carteira de ações. A equação do retorno médio de cada ação fica da seguinte maneira: para um período de negociação de $t = 1, \dots, T$.

$$R_a = \frac{\sum_{i=1}^T V_i}{T} \quad (2.1)$$

Onde:

R_a é o retorno medio do ativo **a**

V_i é o valor do ativo no período contabilizado

T é a quantidade de periodos contabilizados

O retorno esperado de uma carteira é definido por Markowitz (1952) como a soma ponderada dos retornos dos ativos individuais que a compõem. Dessa forma, quanto maior a proporção dos ativos de alto rendimento na composição da carteira, maior será o seu retorno. A equação do retorno do portfólio é dada por:

$$R_p = \sum_{i=1}^T w_i * r_i \quad (2.2)$$

Onde:

R_p é o retorno medio do portfólio

r_i é o retorno médio do ativo i

w_i é o peso do ativo i no portfólio

T é a quantidade de períodos contabilizados

2.2 Conceito de Risco

Frank Knight (1972) utiliza o termo risco para classificar a incerteza mensurável. Para Knight a diferença prática entre as duas categorias, risco e incerteza, é que na primeira a distribuição dos resultados em um grupo de casos é conhecida, enquanto no caso da incerteza o fator de risco é incalculável. Afirma-se em Cavalcante (2016), que o risco pode ser definido como uma medida de incerteza associada aos retornos esperados de investimentos. Um gestor financeiro tenta extrair dessas unidades de risco compensações de retorno.

Para calcular o risco de um portfólio utilizando o modelo proposto por Markowitz em 1952, primeiro devemos calcular a covariância entre todos os ativos. Lembrando que as fórmulas dos retornos utilizados aqui já foram exploradas no tópico anterior. Usando a fórmula abaixo podemos calcular a covariância:

$$cov_{a,b} = \frac{\sum_{i=1}^T (R_{A_t} - \overline{R_A})(R_{B_t} - \overline{R_B})}{T - 1} \quad (2.3)$$

Onde:

$cov_{a,b}$ representa a covariância entre A e B

R_{A_t} representa o retorno t da variável A

R_{B_t} representa o retorno t da variável B

$\overline{R_A}$ representa a média dos retornos de A

$\overline{R_B}$ representa a média dos retornos de B

T representa o número de retornos usados no cálculo

Posteriormente devemos calcular o risco individual de cada ativo no portfólio. Utilizando a seguinte equação:

$$\alpha_a^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (R_t - \overline{R})^2}{T - 1} \quad (2.4)$$

Onde:

α_a^2 representa o risco do ativo

R_t representa o retorno t

\overline{R} representa a média dos retornos

T representa o número total de retornos usados no cálculo

Já o cálculo da variância (risco) do portfólio é mais complexo. Pois é levado em consideração que o retorno e variância dos ativos tem certo grau de correlação. Pois ao multiplicar a proporção dos ativos na carteira pelas suas volatilidades, traria um resultado maior que o real, visto que não seria levado em conta o efeito de diminuição do risco que a diversificação oferece.

Para fazer o cálculo do risco do portfólio primeiro é feita a multiplicação do vetor pesos pela matriz de covariância dos ativos, com esse vetor resultante multiplicamos então pelo vetor pesos transposto. Fórmula apresentada abaixo:

$$\alpha_p^2 = \begin{bmatrix} W_1 & \dots & W_i & \dots & W_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1^2 & \dots & \alpha_{i,1} & \dots & \alpha_{n,1} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{i,1} & \dots & \alpha_i^2 & \dots & \alpha_{n,j} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{n,1} & \dots & \alpha_{n,j} & \dots & \alpha_n^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 \\ \vdots \\ W_i \\ \vdots \\ W_n \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Onde:

α_p^2 representa a variância do portfólio

W_i representa a porcentagem do ativo **i** na carteira

α_i^2 representa a variância do ativo **i**

$\alpha_{i,j}$ representa a covariância entre os ativos **i** e **j**

Para ajudar na compreensão, mostraremos um exemplo para um portfólio de 2 ativos, seu risco é dado por:

$$\rho_{1,2} = \frac{cov_{1,2}}{\alpha_1 \alpha_2} \quad (2.6)$$

$$\alpha_p = \sqrt{w_1^2 \alpha_1^2 + w_2^2 \alpha_2^2 + 2w_1 \alpha_1 w_2 \alpha_2 \rho_{1,2}} \quad (2.7)$$

Onde:

α_p representa a variância do portfólio

W_1 representa a porcentagem do ativo **1** na carteira

W_2 representa a porcentagem do ativo **2** na carteira

α_1^2 representa o desvio padrão do ativo **1**

α_2^2 representa o desvio padrão do ativo **2**

Podemos usar essa métrica para quantificar o risco que um conjunto de ativos. Levando em consideração sua correlação e a chance de movimentos do mercado impactarem ao mesmo

tempo mais de um ativo negativamente.

2.3 Fronteira eficiente

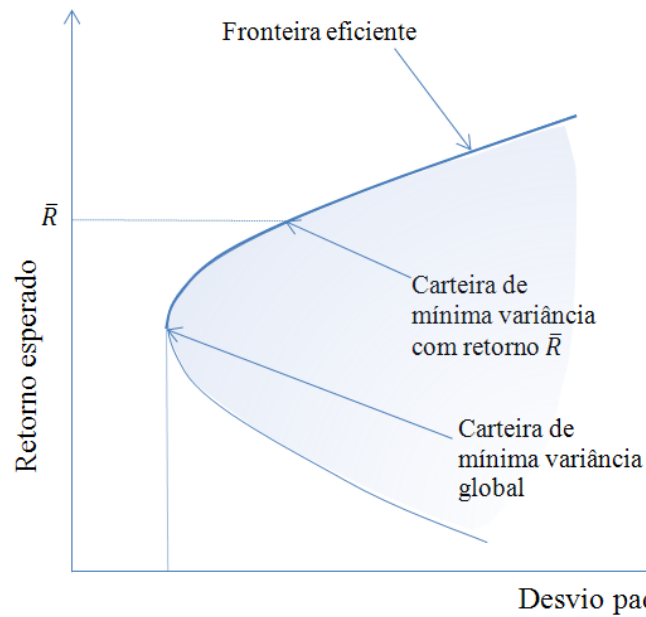
Na análise de portfólio, a fronteira eficiente é um conjunto de pontos em um gráfico de risco-recompensa. Em um gráfico de retorno-risco, há uma linha que se curva para o canto superior direito. Isso indica que, à medida que o risco aumenta, também aumenta a potencial recompensa. A curva representa "carteiras otimizadas" onde o aumento do risco produz a máxima recompensa livre. No entanto, nem todos os portfólios ou conjuntos de ativos são otimizados para oferecer os maiores retornos. Somente aqueles que estão na curva trazem a recompensa adequada dependendo do risco e, portanto, são referidos como parte da fronteira eficiente.

Markowitz (1952), que utilizou a variância dos retornos como medida de risco, foi um dos pioneiros ao propor uma metodologia quantitativa para construção de portfólio. Sua obra, juntamente com a de Sharpe (1964) e Linner (1956), gerou discussões e publicações que formaram a moderna teoria dos portfólios.

A Fronteira Eficiente abordada na Teoria do economista Markowitz, demonstrou que o importante não é avaliar as ações individualmente, mas sim analisá-las em coletivo. Pois a relação entre retorno e risco de um conjunto de investimento não obedece a função de uma reta.

A Fronteira Eficiente pode ser representada como um gráfico em curva sobre uma área composta por carteiras não otimizadas. Essa curva revela as melhores relações de retorno/risco que o rebalanceamento do portfólio pode gerar.

Figura 1 – Fronteira eficiente

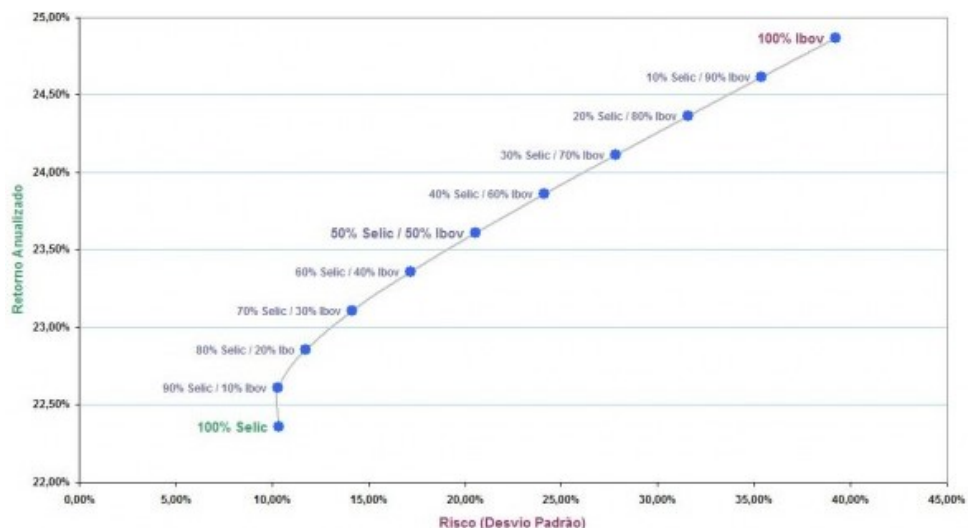


Fonte: Wladimir Ribeiro Prates, 2016

1

A título de exemplo uma simulação da Fronteira eficiente, com um portfólio contendo apenas a Selic e a Ibov.

Figura 2 – Fronteira eficiente em uma carteira com Selic e Ibov



Fonte: Henrique Carvalho, 2009

¹ Disponível em: <<https://cienciaenegocios.com/teoria-de-markowitz-teoria-da-carteira-e-a-fronteira-eficiente/>> Acesso em jan 2022.

2

Segundo Carvalho (2013) Especialista em alocação de ativo, a alocação de 90% Selic e 10% Ibov é mais eficiente do que 100% Selic. Devido ao ganho de menos de 1% de retorno por cerca de mais 5% de risco, na opção homogênea.

2.4 Índice de Sharpe

O índice de Sharpe (IS) foi desenvolvido pelo economista americano e ganhador do Nobel William F. Sharpe. Esse índice ajuda os investidores a entender os retornos ajustados ao risco de seus investimentos, ou seja, o retorno de seus investimentos comparado ao risco assumido para obter esses retornos. O índice Sharpe é frequentemente usado para comparar os retornos ajustados ao risco de vários investimentos, como ações, fundos mútuos, ETFs e carteiras de investimento.

O Modelo de Índice Único ou Modelo Diagonal, na sua concepção inicial propõe que a relação entre o risco e o retorno entre ativos é uma relação linear e esta relação é explicada por um índice de mercado. Assim, todas as ações estariam correlacionadas com este índice de mercado. É uma forma mais rudimentar de seleção de ativos, por não considerar suas correlações. Já o Índice de Sharpe tem como base de cálculo a variância da carteira, que leva em consideração a relação entre os ativos, ou seja, trabalha tanto com o risco sistemático como o não-sistemático de um portfólio. Gaspar e Rodrigues (2014) sugeriu que o desempenho de uma carteira pode sofrer penalizações caso haja uma diversificação ineficiente. Em resumo o IS mede o retorno para cada unidade de risco global assumido pelo gestor. Tal modelo é apresentado na equação abaixo:

$$IS_p = \frac{R_p - r_f}{\alpha_p} \quad (2.8)$$

Onde:

IS_p representa o índice Sharpe do portfólio

R_p representa o retorno do portfólio

r_f representa o retorno livre de risco

α_p^2 representa a variância do portfólio

O IS é calculado pelo quociente entre o retorno esperado do investimento e o desvio-padrão dos retornos da mesma (CORREIA; NEVES, 2013). O índice Sharpe usa o desvio padrão do investimento para ajudar a medir seu retorno ajustado ao risco.

² Disponível em: <<https://hcinvestimentos.com/2009/08/14/harry-markowitz-fronteira-eficiente/>> Acesso em jan 2022.

Permitindo que o investidor obtenha informações que o auxilie na escolha de fundos ou carteiras que proporcionem maior nível de desempenho ou que gere maior retorno por unidade de risco. Sendo assim, é possível saber se uma carteira tem um custo benefício superior a outra quanto maior o valor do IS. Mas claro, essa conclusão apenas pode ser tirada na retrospectiva, pois o IS nem qualquer outro modelo consegue prever o futuro do mercado de forma exata.

2.5 Método do Gradiente Descendente

Para minimizar as funções objetivo, variância e o Índice Sharpe do portfólio, se utilizou o método do gradiente descendente, no qual serve para encontrar os valores das variáveis que minimizam uma função. Gradiente descendente é uma ferramenta padrão para otimizar funções complexas iterativamente de forma algorítmica. Seu objetivo é: dada alguma função arbitrária, encontrar um mínimo.

Seu método consiste em uma iteração onde os pesos são atualizados pela subtração da derivadas parciais da variável em questão multiplicada por uma variável chamada de taxa de aprendizado. Onde cada "passo" dado em direção ao mínimo da função por cada iteração pode ser controlado pela taxa de aprendizado, podendo ser usado para controlar o resultado de um bom local para um ótimo local.

A forma de se calcular as derivadas de maneira algorítmica pode ser feita substituindo o método tradicional da diferencial pelo método numérico das diferenças finitas. Deste modo permitindo o cálculo das derivadas parciais de cada variável no método da descida do gradiente.

Após produzir uma sequência de estimativas a fim de reduzir a função objetivo, calculadas para uma sequência de pontos do espaço de variáveis de otimização, o algoritmo deverá se aproximar de um ponto de mínimo ou ótimo local da função. Para o encerramento do algoritmo é necessário definir um critério de parada, podendo ser ou não o ótimo local. Há três critérios básicos possíveis para a interrupção do modelo: I) Estabilização do resultado da função objetivo, II) Estabilização do vetor solução e III) Chegada ao ótimo local.

Algorithm 1: Gradiente Descendente

Input: função_objetivo F , valores_iniciais λ , learning_rate η , iterações N

repeat

for $i \in N$ **do**

for $posição \in \lambda$ **do**

$posição = posição - \eta * (\frac{\partial posição}{\partial w_i})$;

end

end

until Saída caso algum critério de parada seja alcançado;

Output: Vetor de parâmetros que minimizam a função_objetivo

Esse algoritmo de exemplo teria como parâmetros de entrada, uma função objetivo a ser

minimizada, um vetor de valores iniciais, onde o algoritmo iria iniciar sua busca por um bom local, a taxa de aprendizado que serve para controlar o tamanho dos passos e o número máximo de iterações que ele pode fazer caso não atinja um outro critério de saída.

2.6 Alguns conceitos básicos de economia

Para a melhor compreensão da abordagem tomada no tópico sobre os modelos de avaliação de desempenho das carteiras, alguns conceitos são necessários. Dentre eles estão: O Índice Bovespa, Ativos seguros, Drawdown e Retorno médio negativo.

2.6.1 Índice Ibovespa

O Índice Ibovespa é o indicador de desempenho médio, das cotações das ações negociadas na B3 (Brasil, Bolsa, Balcão), que tem como objetivo representar os ativos de maior representatividade do mercado acionário brasileiro (PERROTI; PAYÉS, 2015). O valor deste índice representa a quantia, em moeda corrente, de uma carteira teórica destas principais ações.

2.6.2 Ativos seguros

Um investimento seguro é aquele que pode ser classificado como de baixo risco, e o principal fator que garante sua estabilidade é a demanda. Visto isso, ativos que sempre possui demandas nas mais variadas épocas são os concretos e sólidos e que não possuem uma relação direta com o mercado financeiro, mas nas necessidades físicas da sociedade, como exemplo:

- Commodities, imóveis, projetos de energia, ouro, prata e outros ativos reais de baixa volatilidade;
- Vinhos finos, obras de arte, veículos de coleção, peças de valor alto valor simbólico e material;

As commodities foram usadas no mercado financeiro no passado por seu benefício de diversificação advindo de sua baixa correlação com ativos tradicionais, e sua natureza fisicamente útil sendo necessária tanto no presente quanto para o futuro. O mesmo pode ser dito para imóveis.

Commodities são elementos como ouro, prata, petróleo, pecuária, agricultura, energia, etc. Seu valor depende da sua necessidade e está diretamente relacionado à oferta e demanda. Posições em commodities são, portanto, uma aposta de que no futuro continue havendo demanda para estes itens, e não no crescimento de longo prazo associado a ações. Como tal, os investidores historicamente usam das commodities como uma proteção contra a incerteza do mercado.

O ouro é um tradicional investimento de proteção, muito mais lembrado em períodos de enorme incerteza, como em crises financeiras mundiais, e tinha passado décadas em segundo plano. Desde 2001 o ouro acumula uma alta de cerca de 600%. Como exemplo de sua estabilidade em períodos de crise em 2011, enquanto o Ibovespa caía 18,1%, o ouro registrava alta de 4,21%.

2.6.3 Drawdown

Drawdown é o rebaixamento do valor que um investimento teve em relação a sua máxima cotação durante um período de tempo. Este é um critério muito interessante para se avaliar o comportamento dos portfólios, pois o seu Máximo Drawdown (MDD), ou seja a porcentagem de queda máxima de um ativo durante um período de tempo, mostra a sua fragilidade em períodos de crise.

Figura 3 – Exemplo de drawdown no gráfico da Ibovespa



Fonte: Investing, 2020

3

2.6.4 Desvio padrão dos Retornos negativos de um ativo

O mercado se comporta em uma sequência de movimentos de alta e de baixas, porém para um investidor apenas os períodos de alta são desejáveis. Tornando o cálculo de métricas como desvio padrão e variância não muito adequadas para esse cenário, por penalizar movimentações positivas do mercado. Pensando nisso, calculamos apenas os valores negativos da

³ Disponível em: <<https://www.andremassaro.com.br/drawdown/>> Acesso em jan 2022.

volatilidade. A ideia desse formato de cálculo é "ignorar" os desvios positivos, pois eles são bons para a carteira na medida em que geram lucro. A partir daqui o chamaremos de desvio padrão negativo (DPN).

3 Metodologia

Nesta seção, mostraremos como funciona o modelo a ser testado, como o sistema de simulação se comunica com as fórmulas apresentadas no capítulo anterior. Quais os ativos selecionados para a geração dos portfólios, período de tempo no qual as simulações foram feitas, qual a composição das carteiras usadas para teste e por último, critérios de avaliação do desempenho das carteiras. Pelas etapas abaixo.

1. Modelo de Testes
2. Sistema de simulação
3. Obtenção dos dados
4. Definição do período
5. Definição dos modelos de otimização
6. Definição dos critérios de avaliação

3.1 Modelo dos testes

O experimento a ser realizado neste trabalho consiste em uma série de baterias de simulações nas carteiras selecionadas. Comparando o desempenho das carteiras gerenciadas pelo modelo proposto, com as carteiras brutas, no qual todos os ativos possuem o mesmo peso. Também analisaremos o comportamento em momentos específicos do mercado, a performance do conjunto de carteiras selecionadas usando o critério de seleção multisetores, comparado com uma carteira composta apenas por 1 ou 2 categorias de ativos.

3.2 Sistema de simulação

Os experimentos serão realizados em um Dashboard¹. desenvolvido para a simulação e análise da metodologia de gerenciamento em questão. Nele podemos delimitar um período de simulação (data de início e término), tamanho de cada tick (tempo entre cada observação dos ativos), podemos configurar quantos ticks usaremos para realizar os cálculos de covariância, risco e sharpe ratio dos ativos, escolher quais ativos serão usados na composição do portfólio e escolher o método de otimização que será usado como critério de rebalanceamento de pesos.

¹ Espécie de interface gráfica do usuário que fornece visualizações dos principais indicadores de desempenho (KPIs), é considerado uma forma de visualização de dados para embasar decisões e acompanhamento de desempenho.

3.3 Obtenção dos dados

A coleta de dados é feita usando a API (Interface de programação de aplicações) do Yahoo Finance, no qual é obtido as cotações de fechamento ajustado semanal de cada ativo no período determinado. Ativos com cotações faltantes foram retirados dos portfólios, pois a substituição dos valores faltantes por zero ou pela primeira ocorrência do seu valor de fechamento, poderia alterar a confiabilidade dos cálculos de risco e de retorno. Foi criado 2 portfólios para os testes, o primeiro referente a um perfil mais arrojado, o segundo a um perfil mais conservador, no qual busca proteger seus recursos acima de gerar lucro.

- Carteira 1: Consiste em 42 ações das que compõem o índice Ibovespa entre o período de 2013 e 2020. Inicialmente haviam 66 ações, porém com a retirada dos ativos com cotações faltantes, ativos oriundos da mesma empresa e a MGLU3 ação da Magazine Luiza (motivo explicado no capítulo 4), restaram apenas 42 ativos.
- Carteira 2: Consiste nos 42 ativos da Carteira 1, mais fundos de ouro, fundos de commodities e dólar. Pois esse adicional serve para ter opções mais estáveis e seguras para que o modelo possa escolher.

Dessa forma, as ações selecionadas para compor a amostra correspondem a 63,33% da carteira Ibovespa (a carteira completa pode ser observada respectivamente na Tabela 2 e Tabela 3 do Apêndice)

A Partir daqui chamaremos as carteira gerenciada pelo modelo de otimização de, Carteira 1 (42 ativos do Ibovespa) ou Carteira 2 (Carteira 1 + 3 ativos anti-risco), e para se referir ao mesmo conjunto de ativos mas com pesos não otimizados será chamado de Carteira 1 Simples ou Carteira 2 Simples.

3.4 Definição do período

O período definido é referente aos últimos 7 anos, especificamente entre 01/01/2013 e 31/12/2020. Onde aconteceram alguns acontecimentos interessantes no mercado, no qual podemos estudar o comportamento dos portfólios nestas situações. Como por exemplo, a "segunda-feira negra", que foi um crash global do mercado de ações em 9 de março de 2020 devido à crise causada pelo COVID-19, foi a maior queda em um único dia desde 2008, durante a Grande Recessão.

3.5 Definição dos modelos de otimização

Usaremos 2 funções objetivas como critério de otimização. A primeira é função de risco de um portfólio e a segunda o Índice Sharpe, ambas já apresentadas no referencial teórico. O

resultado da otimização da função é um vetor de valores que minimizam a função objetivo, no qual representa os pesos de cada ativo dentro da carteira.

Outro dado utilizado foi a taxa livre de risco, que pode ser definida pela taxa Selic. Esta taxa é usada na equação do Sharpe Ratio, e varia dependendo do período escolhido entre cada cotação (tick). Para fins de simplificação, já que a cada mês essa taxa varia, foi usado o valor base de 6% ao ano, que é a média dos anos analisados. Ficando assim:

Tabela 1 – Valores da Taxa Livre de Risco

Período de Tick	Taxa Livre de Risco
5 dias	0.0012
1 Semana	0.0015
1 Mês	0.018%

Fonte: Autoral

Então se o tick for definido como de 1 semana, a função objetivo do índice Sharpe usará o valor de 0.0015 como taxa livre de risco.

3.6 Definição dos critérios de avaliação

Para analisar o desempenho do modelo, foram calculados 5 indicadores de desempenho.

1. Crescimento do portfólio
2. Máximo Drawdown (MDD)
3. Desvio padrão negativo (DPN)
4. Porcentagem do período em que esteve acima dos concorrentes
5. Superioridade de valor em período em que esteve acima dos concorrentes

O primeiro indicador é perceptível de forma intuitiva, todo investidor busca o crescimento do patrimônio, este é o grande objetivo no mundo das finanças. O segundo usaremos para avaliar a resiliência das carteiras em períodos de instabilidade, o quanto são afetadas negativamente. O terceiro ponto é uma métrica de volatilidade mais adequada à natureza do comportamento do gráfico de ativos. O quarto critério nos mostra quantos por cento em um intervalo de tempo a carteira analisada ficou com um desempenho superior aos ativos usados como comparação, no caso a carteira simples e o índice Ibovespa. E por último, a porcentagem do valor no período determinado no item 4.

4 Análise dos Resultados

O foco da análise aqui feita é nos indicadores de desempenho, não no índice de risco do portfólio ou Sharpe Ratio, pois estes estão atrelados ao momento em que o peso do portfólio foi definido e não representa o resultado futuro.

Após a realização das simulações pode-se dividir os testes em 4: Carteira 1 Sharpe, Carteira 1 Risco, Carteira 2 Sharpe e Carteira 2 Risco. Os resultados são apresentados abaixo:

Figura 4 – Tabela com os resultados das simulações das carteiras otimizadas

CARTEIRA	TICK	OTIMIZADOR	CRESCIMENTO	D.P.N	MMD	ACIMA DA C.SIMPLES	ACIMA DA IBOVESPA
1	6	SHARPE	257.9 %	1.076	36.1 %	22.2 %	75.9 %
1	4	SHARPE	321.1 %	1.198	36.1 %	53.4 %	87.1 %
1	2	SHARPE	448.0 %	1.407	36.0 %	79.3 %	90.6 %
1	1	SHARPE	424.6 %	1.370	35.3 %	77.7 %	89.0 %
1	6	RISCO	103.7 %	0.861	34.2 %	30.7 %	55.0 %
1	4	RISCO	109.6 %	0.895	30.2 %	31.1 %	57.9 %
1	2	RISCO	110.2 %	0.866	31.6 %	30.9 %	53.7 %
1	1	RISCO	109.5 %	0.85	31.2 %	29.8 %	53.9 %
2	6	SHARPE	132.8 %	1.027	26.9 %	53.5 %	90.3 %
2	4	SHARPE	203.2 %	1.109	20.7 %	75.0 %	97.6 %
2	2	SHARPE	312.0 %	1.295	20.0 %	98.1 %	98.9 %
2	1	SHARPE	312.0 %	1.272	17.0 %	95.5 %	98.9 %
2	6	RISCO	112.5 %	0.837	8.9 %	29.8 %	58.6 %
2	4	RISCO	118.8 %	0.827	8.4 %	30.1 %	58.0%
2	2	RISCO	120.7 %	0.833	8.3 %	30.3 %	58.5 %
2	1	RISCO	117.2 %	0.822	8.7 %	30.3 %	57.7 %

Fonte: Autoral

Para comparação de desempenho, abaixo é apresentada a tabela que mostra os mesmos índices de desempenho referente às Carteira 1 e 2 Simples e o Índice Ibovespa. Como estas não passaram por processo de otimização e atualização, apenas há uma versão e portanto apenas uma ocorrência na tabela.

Figura 5 – Resultados das carteiras simples e do índice Ibovespa

CARTEIRA	CRESCIMENTO	D.P.N	MDD
C. Simples 1	216.3%	1.034	44.5%
C. Simples 2	211.0%	1.010	43.2%
Ibovespa	121.7%	0.984	46.82%

Fonte: Autoral

4.1 O Outlier Magalu

Após as primeiras simulações, o desempenho dos portfólios tanto otimizado como o Simples estava dando um retorno entre 500% à 900%, um resultado surpreendentemente bom. Após algumas investigações, e a verificação dos pesos dos ativos, constatou-se que o ativo MGLU3, estava alavancando toda a carteira. A empresa Magazine Luiza iniciou na bolsa com um valor de cerca de 50 centavos em 2013 e no seu auge em novembro de 2020 chegou a 27 reais, uma alta de aproximadamente 5400%.

Figura 6 – Simulação da carteira 1 com MGLU e otimização Sharpe



Fonte: Autoral

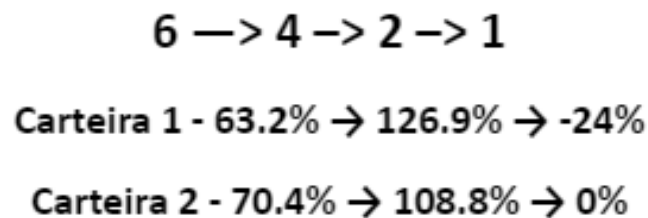
Na simulação acima, a carteira bruta teve um crescimento de 520%, enquanto a carteira otimizada teve de 875,8%, são valores extremos, que apenas foi possível por conta de condições fora do padrão, como no caso um super ativo. Para não interferir na análise do gerenciamento,

optou-se por retirar o MGLU da carteira de ações.

4.2 Período de atualização dos pesos

No critério de otimização Sharpe em ambas as carteiras, diferentemente da otimização por risco. Na otimização Sharpe percebeu-se que a redução do período de tempo de atualização dos pesos do portfólio gerou aumento de desempenho considerável. Entre 6 até 2 semanas o impacto foi maior. A diferença de crescimento pode ser vista a seguir:

Figura 7 – Crescimento das Carteiras com o aumento da frequência de atualização



Fonte: Autoral

A média do crescimento das carteiras na atualização entre 6 e 4 foi de 66.8%, já a de 4 para 2 foi consideravelmente maior, 117.85%. Entre os períodos de 2 e 1 ficou a média ficou -12% negativo, porém em compensação dessa pequena baixa no retorno, obteve pequenas melhoras no MDD e no desvio padrão negativo.

Já no MDD, com a Carteira 1 a diferença máxima foi de 0,8%, enquanto a carteira 2 foi de 9,9%, uma diferença considerável. Isso pode ser explicado por conta que a Carteira 1 é composta apenas de ações de empresas, no qual foram mais afetadas pela crise econômica, enquanto a Carteira 2 com três ativos extras de baixa volatilidade podê com mais agilidade se prevenir aumentando o peso destes ativos em sua composição.

Contudo mais testes são necessários para poder afirmar-se as reais consequências da variação do período de atualização dos pesos do portfólio.

4.3 Portfólio otimizado por Índice Sharpe

Como pode ser observado entre as imagens das tabelas z e p, todas as carteiras otimizadas pelo Sharpe obtiveram um crescimento superior que o índice Ibovespa e tirando a Carteira 2 usando as atualizações 6 e 4 superaram sua correspondente Carteira simples. Isso pode ser explicado por conta dos ativos mais seguros que compõem a Carteira 2, e o preço de sua segurança é o menor retorno.

Uma observação interessante que se pode tirar, é do impacto que os 3 ativos de segurança conseguiram causar em meio as 42 ações do portfólio. Pois apesar da Carteira 1 obter um retorno final maior, a Carteira 2 esteve por mais tempo acima da sua versão simples e do índice Ibovespa. Usando a taxa de atualização 1 para comparação, a Carteira 1 esteve 77.7% acima da sua versão simples enquanto a Carteira 2 chegou a 95.5% e com retorno superior de 33.3% nesse mesmo período. Para uma comparação mais visual será apresentado o gráfico com o resultado das duas versões citadas.

Figura 8 – Carteira 1 Sharpe atualizada semanalmente



Fonte: Autoral

A Carteira 2 ficou ao longo de quase todos os anos com resultados superiores, enquanto a Carteira 1 teve resultados superiores um pouco menos expressivos que sua versão simples. O melhor índice de desempenho da Carteira 1 foi o crescimento, no qual atingiu 425.0% de alta, sendo impulsionado pela forte recuperação após a crise de 2020.

Em média, a Carteira 2 ficou 95% acima do seu par simples, enquanto a Carteira 1 ficou 85% acima, apesar da Carteira 1 ter um crescimento 112% maior que a 2. Isto se deve por conta da maior estabilidade da Carteira 2, que em momentos mais turbulentos do mercado ela se manteve mais estável e com menos quedas.

4.4 Portfólio otimizado por Risco

Notou-se que na Carteira 1 a diferença da otimização por risco em relação ao Sharpe, não apresentou bons resultados, pois seu MDD foi de 31.2% redução de apenas 4% e com crescimento de 109.53%, menos 11% em relação ao Ibovespa e 107% a Carteira Simples. Apesar

Figura 9 – Carteira 2 Sharpe atualizada semanalmente



Fonte: Autoral

destes 11% de redução de crescimento contra o Ibovespa em detrimento de uma carteira mais estável é aceitável, outras configurações de carteira apresentam melhores resultados de risco e de retorno.

Já na carteira 2, no qual continha ativos robustos contra instabilidades financeiras, o crescimento também caiu consideravelmente, ficando 117.2%, pouco mais de 6% acima do crescimento da Carteira 1 por otimização de risco. Porém seu MDD foi de apenas de 8.7% e superando o Ibovespa 2% a mais em média do que a Carteira 1 risco.

Um comportamento interessante que se pôde notar foi que a otimização por risco não alterou muito o desempenho das carteiras na diminuição do período de atualização. Isso pode ser explicado por conta que os ativos selecionados pelo seu baixo risco tendem a não alterar seu comportamento frequentemente, não impactando tanto uma atualização de pesos mais lenta.

4.5 Carteiras vs Ibovespa

Todas as simulações das carteiras gerenciadas, elas apresentaram um resultado geral melhor que o da Ibovespa. Quando não superando no crescimento final, apresentando um uma estabilidade muito menor, podendo ser vista pelo seu DPN e MDD menor de todos os casos. O gráfico que representa esse comportamento pode ser visto abaixo.

Comparado com a Ibovespa esse modelo de otimização com ativos que são estáveis, cumpriu com o objetivo que é de minimizar os risco. Pois em períodos de baixa do Ibovespa como entre 2013 a 2016 a Carteira 2 Risco se manteve em um constante crescimento, porém

Figura 10 – Carteira 2 Risco atualizada semanalmente



Fonte: Autoral

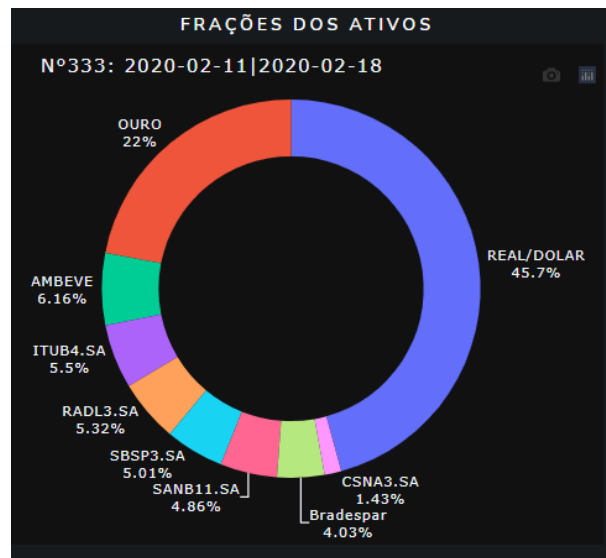
lento. Contudo, em momentos de alta do mercado, como entre 2006 a 2020, ela não obteve o crescimento da mesma maneira que o Ibovespa. Quando chegou na queda econômica de 2020 a Carteira 2 Risco apresentou um MDD médio de 8,6%, muito menos que os 43,2% do portfólio simples e os 46,82% do Ibovespa.

4.6 Segunda-Feira Negra em 2020

Na segunda-feira que marcou a grande queda mundial no mercado econômico em 2020, serviu para avaliarmos a robustez das carteiras, analisando sua resiliência neste período, observando sua queda e sua recuperação.

No portfólio otimizado pelo risco, os ativos como dólar e ouro compuseram grande parte da proporção ao longo do tempo, principalmente depois da queda que se iniciou em 11 de fevereiro.

Figura 11 – Composição da Carteira 2 otimizado por risco no período da queda bolsa



Fonte: Autoral

Analisando a configuração que obteve o menor MDD de 8.7% percebe-se que a escolha dos ativos é composta por 77.7% de ouro e dólar, considerados extremamente seguros. E a configuração que teve esse resultado foi justamente a esperada, a Carteira 2 otimizada para minimização do risco.

5 Conclusão

A estratégia responsável por ponderar os pesos do portfólio e atualizá-los de forma periódica, superou o desempenho de rendimento das carteiras simples e do índice Ibovespa, tanto na variância como no retorno obtido. Tornando possível a hipótese de uma possível aplicação no gerenciamento de fundos reais.

Observou-se que as 2 carteiras gerenciadas neste trabalho ofereceram um retorno médio superior ao do mercado e a sua versão simples, assim caso um investidor tenha que optar entre a carteira Ibovespa, Carteira Simples e uma das 2 carteiras apresentadas, ele ficaria com a terceira opção, apoiando-se nas premissas que envolvem o objetivo do investidor.

Mesmo esse modelo de gerenciamento sendo matemático e não possuindo uma racionalização econômica, ele identificou que os ativos como ouro e dólar são resistentes à volatilidade. Usando-os para minimizar seu risco e melhorar a balança de Sharpe Ratio, sem precisar de uma argumentação que justifique a aquisição desses ativos, mas apenas analisando-os numericamente.

Pode-se perceber que a Carteira 2 otimizada pelo sharpe obteve uma evolução mais estável comparado com sua respectiva Carteira Simples, apesar que nem sempre o seu desempenho foi superior. Mas com as taxas de atualizações menores, pode-se obter alto lucro com razoáveis riscos. Evidenciando-se a importância da diversificação da carteira para a obtenção de maiores ganhos por cada unidade de risco corrido.

Um indicativo muito importante na questão de gerenciamento de risco é que nosso modelo obteve máximos Drawdown menores em todas as comparações. Isso demonstra uma maior resiliência do gerenciamento em momentos de maior instabilidade do mercado, como na recente instabilidade econômica promovida pelo COVID-19.

Na possível continuação subsequente deste trabalho pretendemos estudar o desempenho do portfólio, usando ao invés de atualizações periódicas pré-determinadas, como forma de ativação de rebalanceamento, usarmos sinais vindos gráficos de controles (CG), buscando detectar rompimento na matriz de covariância. Segundo DEMOS (2015), monitoramento sequencial utilizando como parâmetro o GC Mahal Dif, apresenta melhores resultados comparado com quaisquer atualizações de peso periódicas.

Com resultados positivos das possíveis extensões deste trabalho, poderemos disponibilizar o sistema de forma online, a fim de permitir aos usuários criarem suas próprias simulações usando as configurações de parâmetros e ativos que desejarem. Permitindo que pessoas leigas ou não em investimento possam usar o dashboard e todas suas funcionalidades para auxiliá-los na hora investir.

Referências

- ALMEIDA, A. L. F. de. **Estudo do mercado brasileiro de renda fixa e o perfil do investidor brasileiro**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2017.
- B3. relatório de administração de 2018. **RelatÓrio B3**, n. 1, 2018.
- CAVALCANTE F. ZEPPELINI, P. **Consultoria Financeira**. [S.l.], 2014. Disponível em: <<http://www.cavalcanteassociados.com.br/utd/UpToDate118.pdf>>. Acesso em: 11 jan. 2022.
- CORREIA P. J. J.; NEVES, M. E. D. A importância do benchmark na avaliação do desempenho. **Revista Razão Contábil Finanças**, v. 4, n. 2, 2013.
- COTIAS, A. **Brasileiro Poupa mais e Engorda Aplicações**. [S.l.], 2017. Disponível em: <<https://www.valor.com.br/financas/5003474/brasileiro-poupa-mais-eengorda-aplicacoes>>. Acesso em: 08 jan. 2022.
- ECONÔMICO, B. O. para a Cooperação e D. **Relatórios Econômicos OCDE**. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://www.oecd.org/economy/surveys/Brazil-2018-OECD-economic-survey-overview-Portuguese.pdf>>. Acesso em: 14 jan. 2022.
- FREGNANI, C. A. et al. Avaliação de desempenho das ações ordinárias dos principais bancos de grande porte pelo índice de sharpe, treynor, jensen e modigliani e modigliani. Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, 2009.
- FREITAS, M. S.; MURAMATU, E. S.; SANTOS, F. A. Estudo sobre os motivos dos brasileiros não investirem com habitualidade na bolsa de valores. **Augusto Guzzo Revista Acadêmica**, v. 1, n. 24, p. 59–70, 2020.
- GASPAR B. C.; SANTOS, D. F. L. R. S. V. Risco versus retorno das ações do setor imobiliário da bmbovespa no período de 2009 –. **Revista Eletrônica de Ciência Administrativa (RECADM)**, v. 13, n. 3, p. 316–338, 2014.
- HERSEN, A.; LIMA, L. F. D.; LIMA, J. F. D. Evidências empíricas da influência da taxa média de juros sobre o mercado acionário brasileiro. **Gestão & Regionalidade**, v. 29, n. 85, 2013.
- IBGE DIRETORIA DE PESQUISAS, C.-N. D. P. E. I. S. **População residente enviada ao Tribunal de Contas da União Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. População residente, 2018**. [S.l.], 2018. Disponível em: <encurtador.com.br/diswZ>. Acesso em: 14 jan. 2022.
- JÚNIOR R. N.; PAYÉS, M. A. M. P. Seleção de carteiras de investimento segundo harry markowitz e william sharpe. **ECOS**, v. 5, n. 1, p. 7–32, 2015.
- KNIGHT, F. B. On markov processes with right-deterministic germ fields. **The Annals of Mathematical Statistics**, JSTOR, p. 1968–1976, 1972.
- LINNER, R. et al. 1954-1955 annual report of county extension agents for santa cruz county. University of Arizona, 1956.
- MARKOWITZ, H. The utility of wealth. **Journal of political Economy**, The University of Chicago Press, v. 60, n. 2, p. 151–158, 1952.

MOBILIÁRIOS cvm Comissão de valores. **Relatório Anual CVM 2018**. [S.l.], 2018. 60 p. Disponível em: <<https://www.gov.br/cvm/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/relatorios/anual/relatorio-anual-cvm-2018/view>>. Acesso em: 14 jan. 2022.

ROSS, S.; WESTERFIELD, R. Jaffe, jf. **Princípios de Administração Financeira**, 1995.

SHARPE, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. **The journal of finance**, Wiley Online Library, v. 19, n. 3, p. 425–442, 1964.

WILLIAMSON, J. **Educação financeira ainda não é realidade nas salas de aula brasileiras, 2019**. [S.l.], 2013. Disponível em: <encurtador.com.br/wFSY0>. Acesso em: 08 jan. 2022.

6 Apêndice

.1 Ações do Índice Ibovespa

Tabela 2 – Tabela das ações do Índice Ibovespa no referente período

	Nome	Código		Nome	Código
1	Ibovespa	IBOV	34	Sabesp	SBSP3
2	ItauUnibanco	ITUB4	35	Hypera	HYPE3
3	Bradesco	BBDC4	36	BR Malls Par	BRML3
4	Vale	VALE3	37	Ecorodovias	ECOR3
5	Petrobras	PETR4	38	Magaz Luiza	MGLU3
6	Petrobras	PETR3	39	Engie Brasil	EGIE3
7	Ambev S/A	ABEV3	40	Klabin S/A	KLBN11
8	Brasil	BBAS3	41	Eletrobras	ELET3
9	B3	B3SA3	42	Tim Part S/A	TIMP3
10	Itausa	ITSA4	43	Log Com Prop	LOGG3
11	Lojas Renner	LREN3	44	Estacio Part	ESTC3
12	Ultrapar	UGPA3	45	CVC Brasil	CVCB3
13	Bradesco	BBDC3	46	Eletrobras	ELET6
14	Suzano Papel	SUZB3	47	Petrobras BR	BRDT3
15	JBS	JBSS3	48	B2W Digital	BTOW3
16	Rumo S.A.	RAIL3	49	Natura	NATU3
17	Telef Brasil	VIVT4	50	Natura	MULT3
18	Localiza	RENT3	51	Cosan	CSAN3
19	BBSeguridade	BBSE3	52	Fleury	FLRY3
20	BRF SA	BRFS3	53	Sid Nacional	CSNA3
21	Santander BR	SANB11	54	Bradespar	BRAP4
22	Kroton	KROT3	55	Taesá	TAE11
23	CCR SA	CCRO3	56	Energias BR	ENBR3
24	Gerdau	GGBR4	57	Usiminas	USIM5
25	P.Acucar-Cbd	PCAR4	58	Cyrela Realt	CYRE3
26	Braskem	BRKM5	59	MRV	MRVE3
27	Embraer	EMBR3	60	Gerdau Met	GOAU4
28	Weg	WEGE3	61	Gol	GOLL4
29	Cemig	CMIG4	62	Iguatemi	IGTA3
30	Cielo	CIEL3	63	Qualicorp	QUAL3
31	RaiaDrogasil	RADL3	64	Smiles	SMLS3
32	Equatorial	EQTL3	65	Marfrig	MRFG3
33	Lojas Americ	LAME4	66	Viavarejo	VVAR3

Fonte: B3 - BRASIL, BOLSA, BALCÃO

.2 Dashboard seleção

Figura 12 – Print screen da aba Seleção no Dashboard

The screenshot displays the 'PORTFÓLIO ANÁLISE' dashboard with the 'Seleção' tab active. The dashboard features a dark theme with white text and input fields. At the top, there is a header with a briefcase icon and the title 'PORTFÓLIO ANÁLISE'. Below the header, there are two tabs: 'Portfólio Seleção' (active) and 'Portfólio Análise'. The main content area is divided into sections for filters and actions.

FILTROS

INTERVALO DE BUSCA:
1/05/2013 → 1/04/2021

TAMANHO DE CADA TICK:
intervalo

INTERVALO DE ATUALIZAÇÃO: 6
INTERVALO DOS CÁLCULOS: 52

AÇÕES:
x AAPL x BBD x MU x SPY x FB

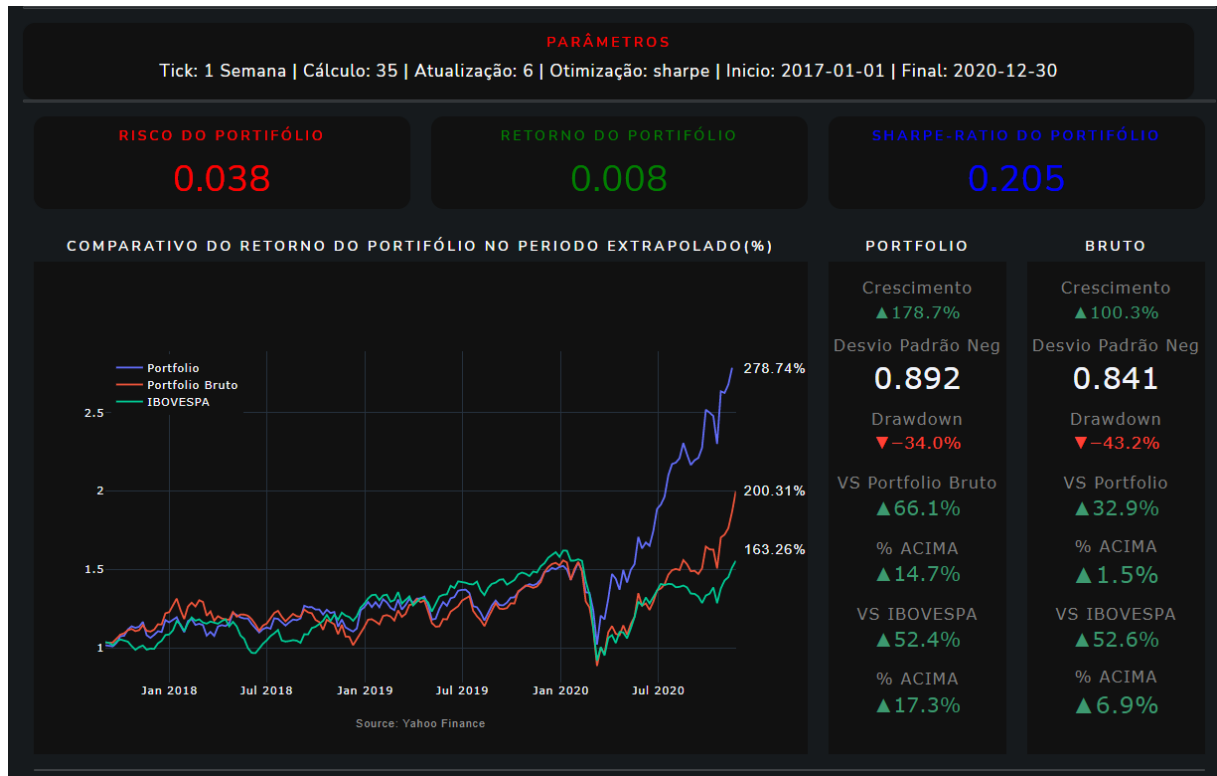
VARIÁVEL DE OTIMIZAÇÃO:
☐ Risco ☐ Retorno ☒ Sharpe-Ratio

Comfirmar

Fonte: Autoral

.3 Dashboard simulação

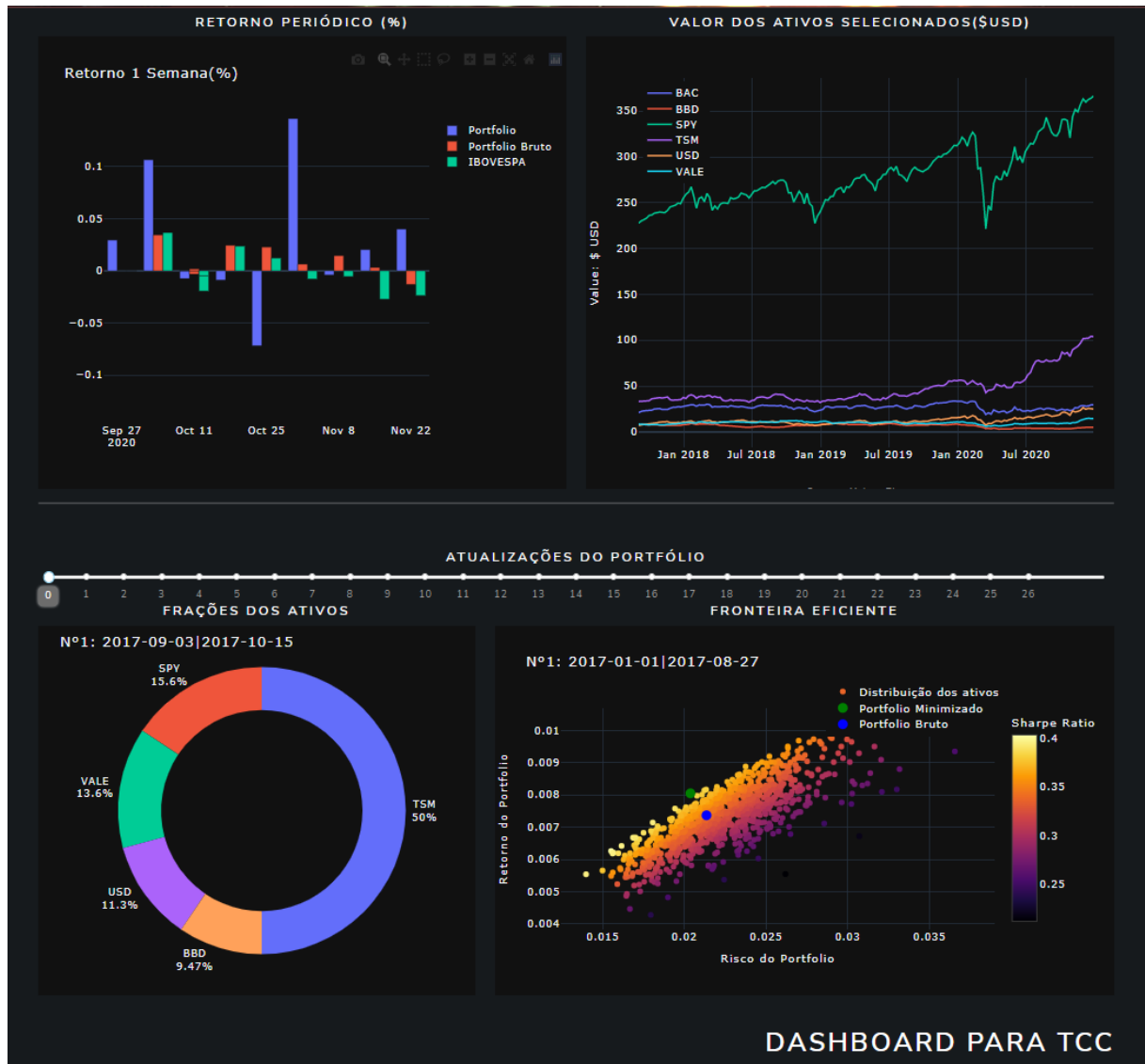
Figura 13 – Print screen da aba de resultados no Dashboard



Fonte: Autoral

.4 Dashboard simulação

Figura 14 – Print 2 screen da aba de resultados no Dashboard



Fonte: Autoral

.5 Carteira 1

Tabela 3 – Tabela dos ativos que compõem a carteira 1

	Nome	Código		Nome	Código
1	Marfrig	MRFG3	34	Sabesp	SBSP3
2	ItauUnibanco	ITUB4	35	Taesa	TAE11
3	Qualicorp	QUAL3	36	BR Malls Par	BRML3
4	Vale	VALE3	37	Ecorodovias	ECOR3
5	Gol	GOLL4	38	Bradespar	BRAP4
6	Petrobras	PETR3	39	Sid Nacional	CSNA3
7	Ambev S/A	ABEV3	40	Fleury	FLRY3
8	Brasil	BBAS3	41	Elektrobras	ELET3
9	B3	B3SA3	42	Cosan	CSAN3
10	Itausa	ITSA4	43		
11	Lojas Renner	LREN3	44		
12	Ultrapar	UGPA3	45		
13	Bradesco	BBDC3	46		
14	Suzano Papel	SUZB3	47		
15	JBS	JBSS3	48		
16	Gerdau Met	GOAU4	49		
17	Natura	MULT3	50		
18	Localiza	RENT3	51		
19	MRV	MRVE3	52		
20	BRF SA	BRFS3	53		
21	Santander BR	SANB11	54		
22	Cyrela Realt	CYRE3	55		
23	Usiminas	USIM5	56		
24	Gerdau	GGBR4	57		
25	Energias BR	ENBR3	58		
26	Braskem	BRKM5	59		
27	Embraer	EMBR3	60		
28	Weg	WEGE3	61		
29	Cemig	CMIG4	62		
30	Cielo	CIEL3	63		
31	RaiaDrogasil	RADL3	64		
32	Equatorial	EQTL3	65		
33	Lojas Americ	LAME4	66		

Fonte: Autoral

.6 Carteira 2

Tabela 4 – Tabela dos ativos que compõem a carteira 2

	Nome	Código		Nome	Código
1	Marfrig	MRFG3	34	Sabesp	SBSP3
2	ItauUnibanco	ITUB4	35	Taesa	TAE11
3	Qualicorp	QUAL3	36	BR Malls Par	BRML3
4	Vale	VALE3	37	Ecorodovias	ECOR3
5	Gol	GOLL4	38	Bradespar	BRAP4
6	Petrobras	PETR3	39	Sid Nacional	CSNA3
7	Ambev S/A	ABEV3	40	Fleury	FLRY3
8	Brasil	BBAS3	41	Eletrobras	ELET3
9	B3	B3SA3	42	Cosan	CSAN3
10	Itausa	ITSA4	43	iShares Gold Trust	IAU
11	Lojas Renner	LREN3	44	Yield Diversified Commodity	PDBC
12	Ultrapar	UGPA3	45	Dolar	USD/BRL
13	Bradesco	BBDC3	46		
14	Suzano Papel	SUZB3	47		
15	JBS	JBSS3	48		
16	Gerdau Met	GOAU4	49		
17	Natura	MULT3	50		
18	Localiza	RENT3	51		
19	MRV	MRVE3	52		
20	BRF SA	BRFS3	53		
21	Santander BR	SANB11	54		
22	Cyrela Realt	CYRE3	55		
23	Usiminas	USIM5	56		
24	Gerdau	GGBR4	57		
25	Energias BR	ENBR3	58		
26	Braskem	BRKM5	59		
27	Embraer	EMBR3	60		
28	Weg	WEGE3	61		
29	Cemig	CMIG4	62		
30	Cielo	CIEL3	63		
31	RaiaDrogasil	RADL3	64		
32	Equatorial	EQTL3	65		
33	Lojas Americ	LAME4	66		

Fonte: Autoral