

OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRAS DE ATIVOS UTILIZANDO METAHEURÍSTICA ESTRATÉGIAS DE EVOLUÇÃO¹

OPTIMIZATION OF ASSET PORTFOLIOS USING METAHEURISTICS EVOLUTION STRATEGY

Kascilene Gonçalves Machado

Doutora em Engenharia Elétrica (UNEFEI)
Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF)
kascilene.machado@uff.br

RESUMO

Objetivo: Desenvolver um programa de otimização, utilizando a metaheurística Estratégias de Evolução (ES), para auxiliar os investidores na tomada de decisão quanto à seleção de portfólios de investimentos de longo prazo.

Fundamentos: As metaheurísticas, em geral, são aplicadas para resolver problemas de otimização muito complexos, onde uma solução ótima não é necessariamente o objetivo, mas sim, um conjunto de boas soluções.

Método: O algoritmo emprega a análise fundamentalista para analisar e determinar as ações que irão compor as carteiras de ativos. Para alcançar o objetivo proposto, o estudo baseou em uma série histórica de empresas listadas na B3 no período de 2018 e os retornos das carteiras foram estimados através do modelo de precificação de ativos (CAPM). Para verificar a capacidade do programa em gerar bons resultados compararam-se os retornos estimados com os retornos reais apurados nos anos de 2018 a 2020 e, também, com o índice Bovespa (*benchmark*).

Resultados: Os resultados gerados pelo programa foram satisfatórios, visto que os retornos reais das carteiras selecionadas foram maiores que os retornos estimados e ambos foram superiores ao Ibovespa.

Contribuições: O trabalho apresenta **contribuições** no âmbito das finanças pessoais, para o indivíduo ao propor opções de portfólios mais rentáveis, e conseqüentemente, aumento do seu 118Rtrmônio no longo prazo e contribui com o desenvolvimento econômico do país, pois, o 118R118118scimento de ferramentas confiáveis, que dê suporte as decisões de investimentos, tende a atrair mais investidores e mais recursos financeiros para as empresas investirem em seu crescimento, gerando emprego e renda.

Palavra-Chave: Metaheurística. Otimização. Análise Fundamentalista. Portfólio de Investimentos.

¹ Artigo recebido em: 22/11/2022. Revisado por pares em: 07/08/2023. Reformulado em: 29/08/2023. Recomendado para publicação: 23/12/2023 por Marco Aurélio dos Santos (Editor Adjunto). Publicado em: 26/03/2023. Organização responsável pelo periódico: UFPB

ABSTRACT

Objective: to develop an optimization program, using the Evolution Strategy (ES) metaheuristic, to assist investors in decision making regarding the selection of long-term investment portfolios.

Background: metaheuristics, in general, are applied to solve very complex optimization problems, where an optimal solution is not necessarily the goal, but a set of good solutions.

Method: The algorithm employs fundamental analysis to analyze and determine the stocks that will compose the asset portfolios. To achieve the proposed objective, the study was based on a historical series of companies listed on B3 in the period of 2018 and the portfolio returns were estimated through the asset pricing model (CAPM). To verify the program's ability to generate good results, the estimated returns were compared with the real returns calculated in the years 2018 to 2020 and also with the Bovespa index (benchmark).

Results: The results generated by the program were satisfactory, since the real returns of the selected portfolios were higher than the estimated returns and both were higher than the Ibovespa.

Contributions: the work presents contributions in the field of personal finance, for the individual by proposing more profitable portfolio options, and consequently, increasing their equity in the long term and contributes to the economic development of the country, therefore, the provision of reliable tools, which give support investment decisions, tends to attract more investors and more financial resources for companies to invest in their growth, generating employment and income.

Keywords: Metaheuristics. Optimization. Fundamental Analysis. Investment Portfolio.

1. INTRODUÇÃO

Existem diversos ativos disponíveis para investimentos no mercado financeiro, tanto de renda fixa quanto de renda variável. É necessário que o investidor busque informações e estude os diversos ativos para que venha a adquirir títulos mais rentáveis de acordo com o seu perfil. Dentre as opções de renda variável é possível investir em ações de empresas. O investidor pode negociar uma ação de forma online através de contas corretoras ou bancos de investimentos.

Apesar da facilidade de adquirir ações no mercado financeiro, a decisão em qual empresa investir não é simples. Em geral, ao montar uma carteira de ativos, o investidor busca maximizar seu retorno e minimizar os riscos de perdas. Para alcançar seus objetivos, é importante fazer uma análise das demonstrações financeiras e dos indicadores das empresas e de outras variáveis que influenciam o desempenho das organizações e os preços de suas ações, com a finalidade de identificar empresas com boa rentabilidade.

A análise de empresas torna-se ainda mais complexa, ao considerar a quantidade de empresas listada na B3. Atualmente a B3 possui mais de 450 empresas cadastradas e para que o investidor consiga atingir seu objetivo de investir melhor e obter maiores rendimentos devem-se utilizar ferramentas que possam auxiliá-lo na tomada de decisão quanto a investimentos em renda variável, no caso, investimentos em ações.

Dentro da literatura e amplamente empregada no mercado financeiro tem-se a análise fundamentalista que visa à análise dos demonstrativos financeiros das empresas (análise das empresas) e de indicadores macroeconômicos (análise da situação econômica e política interna e externa). Na análise fundamentalista estudam-se as informações financeiras das empresas, por exemplo, ativos, passivos, receitas, lucros e demais dados financeiros e contábeis apresentados em seus demonstrativos (Lyrio et al., 2015). Os indicadores econômicos e financeiros ao serem analisados tende a contribuir para decisões de investimentos mais rentáveis (Piotroski, 2005) e agregar valor informacional, o que permite ao indivíduo uma decisão fundamentada e assertiva para a construção de um portfólio com taxa de retorno superior ao índice Bovespa (Ibovespa) (Beiruth et al., 2007).

Espera-se que, a partir do uso desta ferramenta, seja possível selecionar as melhores ações para compor uma carteira de ativos, ou seja, a que proverá melhor retorno. Mas, considerando o quantitativo de informações que devem ser analisadas e a quantidade de ações disponíveis no mercado financeiro, o uso da técnica fundamentalista torna-se uma tarefa complexa para o investidor. Assim, como o investidor pode montar uma carteira de ativos composta por boas ações baseado nos índices fundamentalistas?

O Problema de Seleção de Portfólio (PSP) é uma das principais áreas de pesquisa em finanças. Os conceitos referentes à seleção, diversificação e otimização de portfólios têm sido amplamente pesquisado com o intuito de propor métodos que auxiliem na tomada de decisão no mercado financeiro (Urli & Terrien, 2010; Mishra & Panda, 2014; Kolm, Tütüncü & Fabozzi, 2014; Strumberger, Bacanin & Tuba, 2016; Tofighian et al., 2018). Também com a finalidade de resolver o PSP, técnicas metaheurísticas foram aplicadas (Zhang et al., 2006; Di Tollo & Roli, 2008; Lin & Liu, 2008; Tuba & Bacanin, 2014; Ertenlice & Kalayci, 2018).

As metaheurísticas, em geral, são aplicadas para resolver problemas de otimização muito complexos, onde uma solução ótima não é necessariamente o objetivo, mas sim, um conjunto de boas soluções. Gilli e Schumann (2010) relatam que nem sempre o objetivo da otimização é encontrar uma solução ótima, mas, possibilitar ao tomador de decisão atingir seus objetivos de uma forma satisfatória. As metaheurísticas apresentam como vantagem a capacidade de fornecer soluções quase ótimas em um tempo computacional relativamente pequeno, principalmente quando os métodos tradicionais não são aplicáveis para resolução do problema (Russo, 2014). Apesar de não garantir soluções ótimas, elas têm sido amplamente empregadas devido ao grande número de aplicações bem-sucedidas (Doering et al., 2019).

Inserido nesta temática, este artigo teve por objetivo desenvolver um programa de otimização, utilizando a metaheurística Estratégias de Evolução (ES), para auxiliar os investidores na tomada de decisão quanto à seleção de portfólios de investimentos de longo prazo, que tende a proporcionar os melhores retornos. O algoritmo emprega a análise fundamentalista para analisar e determinar as ações que irão compor as carteiras de ativos.

Para alcançar o objetivo proposto, o estudo baseou em uma série histórica de empresas listadas na B3 no período de 2018, as quais foram analisadas a partir de técnicas fundamentalistas e selecionados, a partir do programa de otimização, os ativos com bom desempenho. A capacidade do programa em gerar bons resultados foi verificada comparando os retornos estimados com os retornos reais apurados nos anos de 2018 a 2020 e, também, com o índice Bovespa (*benchmark*). Os resultados gerados pelo programa foram satisfatórios, visto que, os retornos reais das carteiras selecionadas foram maiores que os retornos estimados e, ambos, foram superiores ao Ibovespa. Assim, pode-se concluir que o algoritmo de otimização desenvolvido é eficaz na seleção de portfólios, evidenciando sua importância como ferramenta para apoio de decisão em investimentos em ações.

A principal motivação deste trabalho é fornecer uma nova ferramenta para seleção de ações de carteira de ativos com uma visão alternativa aos modelos tradicionais de precificação e montagem de carteiras. As contribuições deste trabalho estão tanto relacionadas às finanças pessoais, quanto ao desenvolvimento econômico do país. No âmbito das finanças pessoais, contribui com o indivíduo ao propor opções de portfólios mais rentáveis, e conseqüentemente, aumento do seu patrimônio no longo prazo. Em relação ao desenvolvimento econômico, o fornecimento de ferramentas que dê suporte as decisões de investimentos, tende a atrair mais investidores e, aumento deste público, implica mais capital disponível para as empresas investirem em seu crescimento, gerando emprego e renda e, conseqüentemente, melhorando a situação econômica do país como um todo.

Além disso, cabe mencionar o quanto é relevante às pessoas investirem com foco no longo prazo, e é ainda mais importante, depois que foi aprovada a proposta de Emenda à Constituição nº 6, de 2019 – Reforma da Previdência. É necessário que o cidadão destine fundos para complementar sua renda ao se aposentar, reduzindo sua dependência do governo.

Por fim, ressalta-se que o quantitativo de investidores cadastrados no B3 está aumentando. Em julho de 2019 a Bolsa de Valores de São Paulo, B3, alcançou um milhão de investidores em produtos de renda variável, em abril de 2020, o total de pessoas físicas com recursos na depositária de renda variável da B3 chegou a dois milhões (B3, 2020) e em outubro de 2021, o número de contas de pessoas físicas dobrou, atingindo a marca de quatro milhões (B3, 2021). Considerando este aumento no número de investidores, espera-se que também aumente a demanda por ferramentas que deem suporte as suas decisões de investimentos, corroborando a importância desta 121R121quisa e o desenvolvimento do programa de otimização de portfólios.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Análise fundamentalista

A análise fundamentalista é uma técnica que permite analisar as empresas de capital aberto. Esta técnica consiste na análise de diversos indicadores econômico-financeiros e de mercado para verificar o desempenho e perspectivas futuras da empresa e assim, determinar em quais empresa ou setores aplicar os recursos financeiros. A análise fundamentalista é uma ferramenta que visa avaliar qual a melhor alternativa de investimento, escolher opções de alocação de recursos ou tomar a decisão de não realizar um desembolso ou de vender ativos (CVM, 2017). De acordo com Araújo e Maia (2011) pode-se conceituar a análise fundamentalista como o estudo de toda a informação disponível no mercado sobre determinada empresa, com a finalidade de formular uma recomendação de investimento.

Segundo a CVM (2017) para a análise fundamentalista de empresas, utilizam-se as informações obtidas junto às empresas, aliadas ao entendimento da conjuntura macroeconômica e do 121Rnorama setorial nos quais a companhia se insere, estabelecendo assim projeções para o seu desempenho e, complementa, na análise da empresa, é importante verificar tanto o lado quantitativo (seus números), quanto o qualitativo (seus controladores, executivos, a composição do conselho administrativo e etc.).

Malta e Camargo (2016) relatam que a proposição inicial da análise fundamentalista se deu com a publicação do livro *Security Analysis*, por Graham e Dodd, em 1934. Os autores afirmam ainda que a análise fundamentalista baseia-se na análise quantitativa, qualitativa e temporal dos fundamentos da empresa, traduzida em diversos índices e indicadores econômico-financeiros e de mercado, e tem por finalidade avaliar o desempenho da empresa, como forma de identificar os resultados (consequências) retrospectivos e prospectivos das diversas decisões financeiras tomadas, e a partir disso, fazer um prognóstico da empresa.

Segundo Barros (2015) a análise fundamentalista resume-se em um estudo da situação financeira das empresas e de suas expectativas futuras, buscando analisar o potencial de crescimento dos lucros esperados, que podem se refletir na valorização da ação no decorrer dos períodos vindouros. Piotroski (2005) relata que as informações econômico-financeiras obtidas a partir do emprego da análise fundamentalista podem contribuir para decisões de investimentos mais lucrativos. Para Beiruth et al. (2007) o uso da análise fundamentalista permite que o analista agregue valor informacional e obtenha taxas de retornos para seu portfólio que superem os índices gerais do mercado (representado no Brasil pelo índice Bovespa (Ibovespa)).

A análise fundamentalista consiste na análise de indicadores econômico-financeiros para determinar o valor intrínseco de cada ação, de acordo com os resultados das empresas (Barros, 2015). A análise fundamentalista busca determinar o valor, que seja justo, da empresa em dado intervalo de

tempo. A premissa básica da avaliação refere-se ao valor justo, sendo que esse valor tem relação com as expectativas de crescimento, os fluxos de caixa futuro e perfil de risco do negócio (Damodaran, 2017). A avaliação é baseada nas projeções de desempenho futuras (Neto, Santos & Mello, 2019), para estabelecer o fluxo de caixa futuro, trazê-lo ao valor presente e determinar o preço-alvo da ação em específico (Lemos, 2018).

Existem duas abordagens para a análise fundamental: *top-down* e o *bottom-up*. Na estratégia *top-down*, a análise inicia com as informações macroeconômicas, analisando a economia como um todo, tanto local como global, e em seguida são selecionados os setores que serão objetos de avaliação e impacto da conjuntura econômica que estiver prevalecendo na época. Deve-se avaliar a situação econômica interna do país e sua posição na economia mundial, considerando tanto fatores econômicos quanto os fatores políticos. Os seguintes indicadores também devem ser examinados: produto interno bruto (PIB), inflação, taxa de juros, carga tributária, câmbio, nível de emprego, atividade econômica e produtividade. (Cherobim, 2014). Cabe ressaltar que quanto mais componentes são avaliadas, mais completa é a análise fundamentalista. Assim, é importante que também seja analisado o cenário macroeconômico, o setor a qual a empresa está inserida, além da própria empresa. Na sequência, escolhe-se a empresa melhor posicionada para tal cenário dentro do setor.

Já a estratégia *bottom-up* procura a melhor empresa ou ativo para se investir fazendo análises minuciosas sobre os demonstrativos financeiros da companhia, fazendo projeções, comparando-as com a de seus concorrentes e outras empresas listadas em Bolsa (CVM, 2017). Em relação à análise da empresa, devem-se consultar seus indicadores econômico-financeiros, os quais permitem, de uma forma geral, identificar a situação da empresa e seu desempenho a partir de métricas da própria organização e da comparação com índices padrões. Os indicadores podem ser calculados a partir das demonstrações financeiras levantadas pelas empresas. De acordo com Assaf Neto (2016) os indicadores básicos estão classificados em quatro grupos: liquidez e atividade, endividamento e estrutura, rentabilidade e análise de ações.

Os indicadores de liquidez visam medir a capacidade de pagamento de uma empresa (Kerr, 2011). Por exemplo, o índice de liquidez corrente, mensurado pela relação entre o ativo e passivo circulante e mostra se a empresa possui os recursos suficientes honrar seus compromissos de curto prazo. Assaf Neto (2016) diz que os índices de endividamento e estrutura são utilizados para aferir a composição das fontes passivas de recursos de uma empresa e cita a relação de capital de terceiro/capital próprio como um indicador que revela o nível de endividamento da empresa em relação a seu financiamento por meio de recursos próprios. Segundo Damodaran (2017) os indicadores de rentabilidade têm por finalidade avaliar os resultados auferidos por uma empresa em relação aos investimentos realizados. Dois principais indicadores deste grupo são: retorno sobre o ativo (ROA) e o retorno sobre o patrimônio líquido (ROE). O ROA mede o retorno produzido pelos ativos da empresa, ou seja, indica a capacidade da empresa em gerar lucro a partir de seus ativos. Ele é utilizado para avaliar a eficiência operacional e a rentabilidade de uma empresa em relação aos seus ativos totais. Já o ROE mostra a capacidade que a empresa tem de gerar lucro com os recursos dos proprietários e remunerar os seus acionistas.

Os indicadores de análise de ações avaliam os reflexos do desempenho da empresa sobre suas ações. São exemplos de indicadores de análise de ações o lucro por ação (LPA), *dividend yield*, índice preço/lucro (P/L) e preço/valor patrimonial (P/PVA). O LPA mostra o lucro líquido obtido por cada ação emitida por um determinado período de tempo. O *dividend yield* é a relação entre dividendos pagos em determinado período em relação ao preço de fechamento do ativo. O P/L indica em quanto tempo o investidor terá o retorno de todo o capital investido. E por fim, o P/PVA mostra o quanto os investidores estão dispostos a pagar por cada ação, tendo em vista o patrimônio líquido da empresa (Damodaran, 2017).

A Tabela 1 apresenta um resumo dos indicadores de cada grupo:

Tabela 1 – Indicadores econômicos e financeiros

Indicadores	Explicação	Exemplos
de liquidez	Mede a capacidade de pagamento de uma empresa.	Liquidez corrente (AC/PC).
De endividamento e estrutura de rentabilidade	Indica a composição das fontes passivas de recursos de uma empresa.	Relação de capital de terceiro e capital próprio (Dívida/PL).
	Avalia os resultados de uma empresa em relação aos investimentos realizados.	Retorno sobre o ativo (ROA), retorno sobre o 123Rtrimônio líquido (ROE), retorno sobre o investimento (ROI).
De análise de ações	Avalia os reflexos do desempenho da empresa sobre suas ações.	Lucro por ação (LPA), <i>dividend yield</i> , preço/valor patrimonial (P/PVA), preço/lucro (P/L).

O uso da análise fundamentalista como ferramenta de apoio a tomada de decisão em investimentos de renda variável é amplamente discutida na literatura. Diversos trabalhos desenvolvidos tende a evidenciar a eficácia do emprego desta técnica na escolha de determinadas empresas ou setores para os investidores alocarem seus recursos de forma a obter melhores retornos. Assim, pode-se citar Beneish, Lee e Tarpley (2001), Nichols e Wahlen (2004), Zhang e Chen (2007) e Zhang e Yan (2018).

Malta e Camargo (2016) em seu trabalho tentaram identificar variáveis da análise fundamentalista que explicam o retorno acionário de companhias brasileiras listadas na B3. Eles analisaram dados trimestrais de 46 ações ordinárias e 21 ações preferenciais de empresas não financeiras do IbrX100 no período de 2007 a 2014 e encontraram oito variáveis com poder de explicação do retorno acionário, são elas: participação do capital de terceiro, retorno sobre o ativo, retorno sobre o patrimônio líquido, retorno sobre o investimento; margem bruta, lucro por ação, liquidez e *market-to-book ratio*.

Galdi e Lopes (2011) investigaram a relação entre os números contábeis e os retornos das ações no mercado brasileiro baseando-se e nos modelos de Zhang e Chen (2007), cujos modelos demonstram que o retorno das ações pode ser escrito como função do lucro líquido, da rentabilidade, do capital investido, da oportunidade de crescimento e da taxa de desconto.

Donega et al. (2020) concluíram que os múltiplos da análise fundamentalista demonstram capacidade efetiva de predição do valor da empresa em termos de ações, pautando decisões de investimento e que os indicadores Liquidez Corrente (LC) e Preço por Valor Patrimonial por Ação (P/VP) possuem maior capacidade de predição do valor das ações nas empresas estudadas.

Além dos trabalhos dos autores mencionados acima, a Tabela 2 apresenta outros autores e os indicadores fundamentalistas utilizados em seus estudos:

Tabela 2 – Indicadores fundamentalistas utilizados em outros trabalhos

Autores	Indicadores fundamentalistas
Artuso e Chaves Neto (2012)	Liquidez seca, Liquidez corrente, Liquidez imediata, Retorno sobre ativo, Retorno sobre o patrimônio líquido, Preço/Valor patrimonial e Dívida total/Patrimônio líquido.
Holloway et al. (2013)	Lucro por ação, Retorno sobre o ativo, Margem bruta, Tamanho da empresa e Liquidez de mercado.
Barros (2015)	Liquidez corrente, Liquidez seca, Liquidez imediata, <i>Dividend yield</i> , Lucro por ação, Dívida total/Patrimônio líquido, Retorno sobre o ativo e Margem líquida.
Graham (2019)	Fluxo de caixa operacional, Lucro líquido, Lucro bruto, Ativo total, Preço/Lucro, Preço/Valor patrimonial, <i>Dividend yield</i> , Dívida/Ativo total, Liquidez corrente.
Almeida e Sales (2020)	Lucro líquido, <i>Dividend yield</i> , Preço/Lucro, Retorno sobre o ativo, Retorno sobre o 123Rtrimônio líquido, Liquidez corrente, Liquidez seca, Liquidez imediata, Liquidez de mercado, Dívida Total/Patrimônio líquido, Grau de alavancagem operacional, Ativo total, Margem bruta.

2.2 Algoritmos evolucionários

Os Algoritmos Evolucionários (EA) são um conjunto de algoritmos metaheurísticos, que se baseiam no processo de seleção natural de Darwin (Lambora et al., 2019) e são aplicados para solucionar problemas de otimização. Nestes algoritmos, um conjunto de soluções candidatas para um problema é selecionado, combinados e alterado para encontrar soluções novas e potencialmente melhores para o problema.

A estrutura do EA é caracterizada por reprodução (inicialização da população), mutação, recombinação ou cruzamento e seleção. A geração da população inicial é a primeira etapa de uma EA e os indivíduos iniciais são gerados aleatoriamente. Posteriormente, nas etapas de mutação e recombinação ocorrem à geração de novos indivíduos. No processo de mutação dos indivíduos, geralmente introduz pequenas mudanças em uma solução candidata com a finalidade de perturbar a solução e introduzir pequenas quantidades de diversidade. Já na recombinação, dois indivíduos são aleatoriamente escolhidos usando algum método de seleção e são recombinados para gerar novas soluções. Em seguida, os novos indivíduos são avaliados e por fim, são selecionados os indivíduos que irão para a próxima geração (Fonseca & Fleming, 1995).

São exemplos de algoritmos evolucionários os Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms – GA), Estratégias de Evolução (*Evolution Strategy – ES*), Evolução Diferencial (*Differential Evolution – DE*), Busca Tabu (Tabu Search – TS), Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization – PSO*), Otimização de Colônia de Formigas (Ant Colony Optimisation – ACO) e Simulated Annealing – AS.

O GA é uma técnica de computação evolutiva controlada iterativa e probabilística baseada em população e utilizada para otimização global. O ciclo de trabalho do GA tem quatro etapas básicas: inicialização, seleção, cruzamento e mutação da população a fim de explorar o espaço de busca e encontrar as melhores soluções para o problema. Os parâmetros cruciais envolvidos são o tamanho da população, a probabilidade de cruzamento, a probabilidade de mutação, o método de seleção e o número de gerações (Yang, 2020).

O ES é um método de otimização utilizado para encontrar a solução ótima de problemas através da evolução da população ou conjunto de soluções possíveis. A cada iteração (geração) os indivíduos sofrem mutações e os melhores indivíduos são escolhidos para serem os progenitores da próxima geração. O desempenho das estratégias de evolução depende do ajuste dos parâmetros internos, principalmente, o operador mutação, assim, o uso do modelo ($\mu+\lambda$), em que os novos μ progenitores são selecionados do conjunto $\mu+\lambda$, garante que os indivíduos da geração futura nunca serão piores que os seus progenitores (Beyer & Schwefel, 2002). O DE funciona por meio das diferenças ponderadas de indivíduos selecionados aleatoriamente e a cada geração se aplica mutação e cruzamento, produzindo novos indivíduos. Em seguida, na seleção se compara os novos indivíduos com os correspondentes da população anterior e os melhores entre eles são selecionados para a próxima geração (Singh & Kumar, 2016).

Os EA geralmente são aplicados em problema de seleção de portfólio (PSP), em que os indivíduos (população) são representados pelos ativos e os algoritmos de otimização desenvolvidos têm por finalidade selecionar os melhores ativos para compor uma carteira de investimento. Doering et al. (2019) ao revisar o estado da arte em relação ao uso de metaheurística nas áreas de problema de otimização de portfólio e problemas de gerenciamento de risco concluíram que o número de publicações relacionadas a este tema vem aumentando durante a última década.

Na literatura vários autores empregaram diferentes técnicas de EA para resolver o PSP (Streichert & Yamawaki, 2006; Lwin, Qu & Kendall, 2014; Yevseyeva et al., 2014). Os GA foram utilizados nos trabalhos de Lai et al., (2006); Skolpadungket, Dahal e Harnpornchai, (2007); Lin e Liu, (2008); Hoklie e Zuhail, (2010); e Ewald et al., (2010). A metaheurística DE é aplicada em Ardia et al., (2011); Ma et al., 2012; Adebisi e Ayo (2015); e Liu, (2017).

Vijayalakshmi Pai e Michel (2014) empregaram ES e DE para resolver o problema de otimização de carteiras de longo prazo e os resultados revelaram o bom desempenho de ambas as metaheurísticas para os conjuntos de dados e as estratégias de investimento adotadas. Lim et al. (2020) elaboraram um método, baseado em GA, para encontrar carteiras ideais de longo prazo, usando o modelo de Média-Variância e o modelo de precificação de ativos (CAPM). Os resultados obtidos excederam as expectativas dos autores, visto que as carteiras definidas pelo programa de otimização apresentaram desempenho superior ao do mercado. Já Gilli e Schumann (2010) desenvolveram um estudo mais amplo envolvendo quatro métodos: GA, PSO, TS e AS com a finalidade de selecionar portfólio ótimo de investimentos.

Adebiyi et al. (2019) realizaram um estudo comparativo entre três algoritmos de metaheurística para resolver o problema de seleção de portfólio. As três técnicas metaheurísticas utilizadas foram GA, DE e PSO. A amostra foi constituída por um conjunto de dados de 31 e 85 ações dos mercados de ações de Hong Kong Hang Seng e o alemão DAX 100, respectivamente e o tamanho do portfólio foi definido com 15, 20, 25 ativos para cada conjunto de dados, respectivamente. Os resultados apontaram que o PSO tem desempenho superior, seguido pelo GA, no entanto, o DE apresentou um tempo computacional mais rápido entre as três técnicas consideradas. Os autores também concluem que o uso de metaheurísticas para solucionar o problema de seleção de portfólios é um método alternativo promissor que pode ser auxiliar os investidores na seleção de ativos que minimiza seus riscos de investimento e maximiza seus retornos.

Lima Jr., Almeida e Ferreira (2011) desenvolveu em seu trabalho um algoritmo híbrido utilizando o método de Busca Tabu, como apoio a resolução do modelo Markowitz (1959) de Média – Variância para seleção de portfólio de investimentos, aplicado no mercado financeiro brasileiro. O estudo contém a adaptação do modelo clássico com a utilização de variáveis discretas, levando em consideração a aquisição por lotes e custos de transação da Bolsa de Valores de São Paulo. A população consistiu em 250 ativos selecionados por meio de amostragem por conveniência, o critério de seleção desses ativos consistiu na maturidade desses ativos de janeiro de 2005 a dezembro de 2009, com retornos mensais e que esses ativos se mantivessem pelo ano de 2010. Os resultados da 125R125quisa indicaram que o algoritmo de busca apresentou resultados satisfatórios diante do esforço computacional exigido pelo problema.

Conforme mencionado acima, nota-se que diferentes técnicas de EA foram aplicadas com o propósito de solucionar o problema de seleção de ativos, sendo os métodos GA, PSO, TS e AS os métodos mais utilizados e dentre esses quatro, o GA é o mais empregado (Doering et al., 2019). Apesar de uma técnica ser preferível a outra, as diferentes metaheurísticas implementadas têm fornecido resultados de qualidade comparável para o problema em questão (Doering et al., 2019).

Neste trabalho optou-se pelo emprego da metaheurística Estratégias de Evolução (ES) para resolver o problema de seleção de portfólios. A escolha do método se justifica devido aos poucos trabalhos utilizando a ES em aplicações financeiras, identificando uma lacuna na literatura. Assim, propõe-se o desenvolvimento de um trabalho utilizando um método heurístico alternativo para solução de problema de seleção de portfólios em relação aos diversos trabalhos desenvolvidos com técnicas heurísticas amplamente empregadas.

A ES procura a solução ótima de um problema, por meio da evolução de uma população (conjunto de soluções possíveis). A cada geração, ou iteração, as sequências (indivíduos) sofrem mutações e são avaliadas pela função objetivo do problema e os melhores indivíduos são selecionados para serem os progenitores da próxima geração. Como em cada geração os melhores indivíduos são selecionados e procriados, espera-se que as futuras gerações sejam indivíduos com bons desempenhos, e conseqüentemente, os melhores indivíduos são selecionados como solução do problema. Geralmente, os mecanismos de seleção e mutação são utilizados para simular o processo evolutivo das ES.

O algoritmo da ES basicamente consiste no seguinte:

```
t:=0;
inicializa P(t);
avalia P(t);
enquanto (critério de parada não satisfeito)
P'(t):= recombinação [P(t)]
P''(t):=mutação [P'(t)]
avalia P'' (t)
se ( $\mu$ ,  $\lambda$ ) –EE
então P(t+1):=seleção [P''(t)];
senão P(t+1):=seleção [P''(t) U P(t)];
t:=t+1
fim enquanto
```

Neste algoritmo, $P(t)$ refere-se à população de p , indivíduos na geração t . Uma população de descendente $P''(t)$ de tamanho λ é gerada através de operadores de variação, no caso recombinação e mutação. Os descendentes são avaliados e selecionados, levando o processo para melhores soluções (Nogueira & Saavedra, 2013).

3. METODOLOGIA

3.1 Indicadores fundamentalistas

Para atingir o objetivo proposto, realizou-se inicialmente a coleta de dados secundários utilizando o sistema Economatica. Foram coletados diversos indicadores econômicos e financeiros das empresas listada no site da B3, em 2018 (valores anuais). A amostra total é constituída por 324 empresas de capital aberto. Os indicadores econômicos e financeiros coletados e que serviram de base para a análise fundamentalista estão descritos na Tabela 3.

Tabela 3 – Índice fundamentalistas

Índices	Fórmula	Descrição	Valores Esperados*
Valor de mercado	$\frac{\text{preço da ação} \times \text{quantidade de ação}}$	Definido pelo valor o qual está sendo negociadas as ações.	> 500 milhões
Volume médio diário	-	Representa o volume médio negociado nos últimos 21 pregões. Indica a liquidez de uma ação.	> 1 milhão
<i>Dividend yield</i>	$\frac{\text{Dividendo por ação}}{\text{Valor da ação}}$	Mostra o valor pago por capital investido ou ação.	> 0
Relação preço e valor patrimonial (P/VPA)	$\frac{\text{Preço da ação}}{\text{Valor patrimonial por ação}}$	Mostra o quanto os investidores estão dispostos a pagar por cada ação.	< 2
Preço da ação por lucro da ação (P/L)	$\frac{\text{Preço por ação}}{\text{Lucro por ação}}$	Indica em quanto tempo o investidor teria seu capital investido de volta.	< 15
Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE)	$\frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Mostra a capacidade que a empresa tem de gerar lucro com o dinheiro dos acionistas.	> 20%
Retorno sobre o investimento (ROA)	$\frac{\text{Lucro operacional}}{\text{Ativo total}}$	Indica a capacidade dos ativos da empresa em gerar resultados.	> 8%
Lucro líquido (LL)	-	Resultado obtido depois de deduzidos da receita, as despesas, os juros e os impostos.	+
Lucro por ação (LPA)	$\frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Quantidade de 126R}}$	Indica o lucro líquido obtido por cada ação emitida por um determinado	> 0,3

		período de tempo.	
Valor patrimonial (VPA)	$\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Quantidade de ações}}$	Indicador que relaciona o patrimônio líquido de uma empresa e a quantidade de ações emitidas	>5
Relação dívida bruta e patrimônio líquido (DivBruta/PL)	$\frac{\text{Dívida bruta}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Mostra o quanto patrimônio líquido equivale à dívida da empresa.	< 50%
Liquidez corrente (AC/PC)	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$	Mostra os recursos líquidos disponíveis da empresa para honrar os compromissos de curto prazo.	> 1,5

Fonte: Elaborada pelos autores (2021).

* GuiaInvest (2018).

3.2 Modelo de otimização utilizando metaheurística ES

O programa de otimização de carteira de ativos foi desenvolvido em ambiente Matlab e consta de quatro etapas: (1) leitura de dados, (2) seleção de ativos baseado na análise fundamentalistas, (3) montagem de carteiras de ativos utilizando metaheurística ES e (4) apresentação dos resultados com as melhores opções. A seguir, estas etapas são apresentadas com mais detalhes. Na leitura de dados (1), o programa recebe as informações de todas as ações que fazem parte da amostra. Posteriormente, em (2), serão selecionados pelo programa somente os ativos que atenderem aos critérios pré-definidos pelo usuário. Nesta etapa, o usuário deve informar ao programa, quais os indicadores fundamentalistas e seus valores mínimos desejáveis que tornassem as ações das empresas interessantes para o investidor, ou seja, quais os requisitos mínimos (valores dos indicadores) que a empresa deve apresentar para ser atrativa para o investidor. Somente os papéis que atenderem aos critérios pré-definidos irão para a próxima etapa (3), os quais são classificados por ordem alfabética e numerados.

Conforme mencionado anteriormente, o modelo de otimização de carteira de ativos proposto empregou a metaheurística ES. A escolha do método deve-se ao fato de que os Algoritmos Evolucionários têm sido amplamente utilizados como ferramenta de otimização de portfólios mostrando-se eficazes em espaços de busca grandes e complexos (Qu et al., (2017); Zhang & Yan, (2018); Li & Zhang, (2019)). Em relação à metaheurística ES, ela se mostra estrategicamente interessante por não necessitar de um processo de codificação e decodificação, geralmente necessário no GA, uma vez que sua representação é baseada em variáveis reais do problema. Além disto, o modelo de seleção ($\mu+\lambda$) tem a característica importante de permitir que o algoritmo sempre preserve as melhores soluções encontradas em todas as gerações (Beyer & Schwefel, 2002). Os seguintes valores, baseado em testes empíricos, foram atribuídos aos parâmetros da metaheurística ES: 127Rmero total de progenitores numa geração $\mu = 50$, número total de descendentes criados numa geração $\lambda = 0,5$, amplitude de mutação $\sigma = 0,5$ e número máximo de gerações $N_{GER} = 50$. O tamanho da população foi definido em 30 indivíduos e sua sequência varia conforme a quantidade de ativos na carteira, a ser definido pelo usuário do programa. A matriz população ($30 \times Q_a$) representa os portfólios e cada elemento da matriz (gene) representa o ativo que irá compor a carteira de investimento.

Para o problema de seleção de portfólio (PSP), a população inicial é gerada aleatoriamente através da função "rand". Após aplicar mutação nos indivíduos da população inicial, tem-se uma matriz com 60 indivíduos formados pelas sequências progenitoras (μ) e descendentes (λ). Posteriormente, faz-se uma verificação da matriz resultante e, se for encontrada opções semelhantes, 127R127mina-se os indivíduos repetidos e geram-se novas opções para manter o tamanho da população e garantir a seleção de uma população bem diversificada e de boa qualidade.

Na sequência é calculado o retorno estimado da carteira de ativos, utilizando-se o modelo de precificação de ativos (CAPM), proposto por Sharpe em 1964. O CAPM em conjunto com os Algoritmos Evolutivos apresentou resultados consistentes, foi capaz de produzir previsões do de-

sempenho futuro (Etchegaray, 2021) e com menor esforço computacional (Lima Jr. Et al., 2011). O modelo CAPM é descrito na equação (1).

$$E(R_e) = R_f + \beta(R_M - R_f) \quad (1)$$

Em que $E(R_e)$ é a taxa mínima de retorno requerida pelos acionistas; R_f é a taxa de retorno de ativos livres de risco; β é o coeficiente beta, medida do risco sistemático (inclinação da reta de regressão) e R_M é a rentabilidade da carteira de mercado (índice do mercado de ações).

Após o cálculo dos retornos dos portfólios, a matriz população é classificada em ordem decrescente de retorno e seleciona-se metade da população $(\mu+\lambda)/2$. Ou seja, as trinta primeiras opções são selecionadas para compor a população progenitora da próxima geração, a qual deve ser composta pelas melhores sequências que maximizam o retorno da carteira de ativos. Se o número máximo de gerações não for atingido, uma nova geração é iniciada, ou seja, aplica-se mutação nos indivíduos, agrupa-se a população progenitora e descendente, verifica-se e eliminam-se as opções repetidas, avaliam-se as opções e obtém-se a matriz resultante. Todo este processo é finalizado quando o número máximo de gerações é alcançado ($N_{Ger} = 50$). Finalmente, em (4), as carteiras de ativos com os maiores retornos estimados são apresentadas pelo programa. O conjunto com as melhores soluções possuem cinco opções de portfólio, contendo as seguintes informações: ativos, retorno médio esperado e risco da carteira.

A figura 1 representa de forma simplificada o fluxograma do programa de otimização.

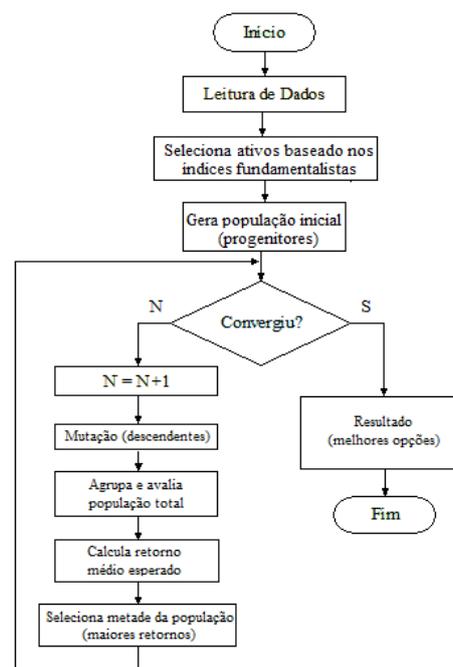


Figura 1 – Fluxograma

Para analisar a qualidade do conjunto solução encontrado pelo programa de otimização realizou-se uma avaliação do desempenho da metaheurística ES, através de estudos comparativos e observando o índice de qualidade $IQ(\%)$ (equação 2). O $IQ(\%)$ mede a qualidade das opções encontradas e o percentual de vezes que a melhor sequência conhecida foi capturada.

$$IQ(\%) = \frac{1}{n_{best}} \sum_{b=1}^{n_{best}} \frac{f(S^b) - f(S^{best})}{f(S^{best})} \times 100. \quad (2)$$

Em que n_{best} representa o número das melhores sequências selecionadas ao final da busca da metaheurística; $f(\cdot)$ é dado pelo modelo CAPM; S^{best} se refere à melhor sequência encontrada (maior retorno médio esperado); e S^b indica uma das melhores sequências selecionadas ao final do processo de otimização.

Por fim, para averiguar o potencial do programa de otimização em selecionar os melhores ativos que maximizam o retorno da carteira, utilizaram-se os retornos reais dos ativos nos anos de 2018, 2019 e 2020. Estes retornos foram obtidos do sistema Economatica. Também coletou o retorno do Ibovespa, que foi utilizado como *benchmark* para verificar o desempenho das carteiras. A comparação entre os resultados gerados pelo algoritmo e o *benchmark* permite verificar se os Algoritmos Evolutivos conseguem definir portfólios que maximizem os ganhos do investidor (Guerreiro, 2018).

O período de análise foi definido com o propósito de identificar se o programa de otimização desenvolvido é capaz de gerar bons resultados em diferentes períodos econômicos. O ano de 2019 começou com expectativas positivas para a economia, com a promessa de reformas, melhora nas contas públicas, queda no desemprego e retomada do investimento e do crescimento. A inflação atingiu seus menores patamares em quase 20 anos, o Banco Central reduzir a taxa básica de juros do país, a Selic, para o menor patamar desde 1999, incentivando o crédito e o consumo e a bolsa de valores se beneficiou desse movimento. Com a renda fixa rendendo menos, o mercado de ações se tornou mais atrativo para os investidores, que levaram o Ibovespa a bater sucessivos recordes, passando dos 110 mil pontos (G1, 2019). Em 2020, tendo em vista os efeitos adversos da pandemia de Covid-19, o PIB (Produto Interno Bruto) caiu 4,1% frente a 2019, a menor taxa da série histórica, iniciada em 1996 (IBGE, 2021) e o principal índice da B3 tiveram grandes oscilações e as perdas chegaram a acumular 45% no ano (G1, 2021). Assim, foi possível verificar se uma carteira de investimento, formada em um determinado período (no caso, 2018), a partir de um programa de otimização, e mantida durante os próximos períodos (investimento de longo prazo), apresentou um bom desempenho, mesmo em períodos de crise.

4. RESULTADOS

A Tabela 4 apresenta as melhores soluções encontradas pelo programa de otimização e os resultados dos retornos esperados e riscos das carteiras são mostradas na Tabela 5. Consideraram-se as seguintes informações pré-definidas por um usuário (hipotético): Quantidade de ativos na carteira: 14 ativos; P/L menor que 15; P/VPA menor que 2; ROE maior que 20%; DivBruta/PL menor que 50%. A forma como um algoritmo evolucionário faz escolhas em relação à seleção de soluções, pode ser visto como um reflexo de algum tipo de preferências (Guerreiro, 2018). Os outros índices fundamentalista, cujos valores não foram informados pelo usuário, são desprezados e não entram nas análises do programa. O número ideal de ativos para compor uma carteira é amplamente discutido na literatura. Tang (2004) afirma que o risco é minimizado em portfólios com 10 a 15 ativos e Milhomem (2020) concluiu em seu trabalho que um número de ativos deve ser superior a 10. Em relação aos índices fundamentalistas, quais utilizar e seus valores, são divulgados por agentes do mercado financeiro e analistas de mercado de ações. Observa-se que os índices P/L, P/VPA, ROE e DivBruta/PL são frequentemente citados nos Websites InfoMoney, Invest Exame, Dinheirama, GuiaInvest entre outros.

Tabela 4 – Melhores carteira definidas pelo programa de otimização*

Carteira 1	Carteira 2	Carteira 3	Carteira 4	Carteira 5
AZEV4	ALPA3	ALPA4	AFLT3	AZEV4
B3SA3	B3SA3	LAME4	B3SA3	LAME4
BBAS3	EMAE4	BRAP3	BBAS3	BRSR3
FESA4	ELET3	BBAS3	CSMG3	CARD3
TASA3	ENGI11	BRKM5	TRPL4	FLRY3
GOUA3	FLRY3	TASA3	ENGI11	GUAR3
GUAR3	GGBR3	FLRY3	FESA4	RENT3
ROMI3	GOLL4	GGBR3	GOUA4	MGEL4
PETR4	LCAM3	GOLL4	ROMI3	PRIO3
SAPR4	PETR4	IGTI3	RENT3	SANB11
SLCE3	RAPT4	PRIO3	LREN3	CTSA4
USIM5	SLCE3	RAPT3	LCAM3	SLCE3
VALE3	SAPR4	VALE3	PETR3	TGMA3
VVIA3	USIM5	VULC3	RAPT4	VALE3

Fonte: Dados de pesquisa (2018)

* Nota: Todos os ativos tem o mesmo peso.

Tabela 5 – Risco e retorno estimado

	Carteira 1	Carteira 2	Carteira 3	Carteira 4	Carteira 5
Retorno estimado	16,70%	15,92%	15,58%	14,83%	14,78%
Risco estimado	6,44%	6,35%	5,09%	4,47%	4,32%

Fonte: Dados de pesquisa (2018)

Para o problema proposto, o programa de otimização apresenta as cinco melhores opções considerando o maior retorno estimado pelo modelo CAPM (expressão 1), onde $R_F = 6,5\%$ a.a. (taxa Selic em 2018), $R_M = 14\%$ a.a. (Ibovespa em 2018) e β é o coeficiente beta de cada empresa (valores apurados em 2018). Ao analisar as opções descritas na tabela 2, pode-se observar que vários ativos se repetem nas diferentes carteiras, por exemplo, VALE3, alocada nas carteiras 1, 2 e 3. Nota-se também que tanto ações ordinárias (ON) quanto preferenciais (PN), de mesma empresa, foram alocadas nas carteiras, como ALPA3 e ALPA4, ação ordinária e preferencial, respectivamente, da empresa Alparagatas S.A.. Vale ressaltar que todas as carteiras estão bem diversificadas, contendo ações de empresas de diferentes setores, tais como, elétrico, mineração, construção civil, varejo, financeiro, químico e petróleo. A diversificação é importante para que as perdas ocasionadas por um determinado ativo sejam compensadas pelos ganhos de outros ativos, de tal forma que o retorno médio seja positivo. Segundo Assaf Neto (2016) o risco diversificável (risco do ativo) pode ser reduzido por meio de diversificação.

Na Tabela 5 pode-se observar que todos os retornos estimados são superiores ao retorno da carteira de mercado (Ibovespa), que no ano de 2018 foi de 14% a.a., o que indica que o programa de otimização consegue selecionar bons ativos para compor carteiras de investimentos. Guerreiro (2018) afirma que programas baseados em metaheurísticas podem definir bons portfólios que maximizem os ganhos do investidor e isto ocorre quando os resultados obtidos superam o *benchmark*. Ao considerar os riscos estimados, nota-se que quanto maior o retorno maior o risco. Por fim, o índice de Sharpe foi fornecido pelo programa, como mais um parâmetro para ajudar o investidor a definir qual carteira é mais adequada ao seu perfil. Assim, cabe ao investidor decidir, dentre as alternativas de carteira de ativo, qual delas deverá ser implementada, de acordo com o seu perfil ou estratégia de investimento.

Ao apurar os retornos reais das carteiras de investimentos no ano de 2018, tiveram-se os seguintes valores apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Risco e retorno real

	Carteira 1	Carteira 2	Carteira 3	Carteira 4	Carteira 5
Retorno real (2018)	49,55%	56,07%	61,13%	47,81%	49,42%
Risco	15,62%	28,14%	17,87%	28,62%	14,39%

Fonte: Dados de pesquisa (2018)

Comparando os resultados das tabelas 5 e 6, verifica-se que os retornos reais foram muito superiores aos retornos estimados, corroborando a capacidade do programa de otimização em selecionar bons ativos para compor carteira de investimentos e ser uma importante ferramenta de apoio ao investidor na construção de portfólios. Os resultados obtidos neste trabalho estão de acordo com as informações descritas em Milhomem (2020), que relata que o uso de algoritmos heurísticos tem se mostrado bastante eficiente e os trabalhos que foram desenvolvidos usando algoritmos tem obtido bons resultados. Observa-se também, que os riscos apresentados na Tabela 6 são maiores que os riscos estimados na Tabela 5.

Ainda, considerando que o algoritmo de otimização baseia-se na análise fundamentalista para selecionar os ativos e gerar os resultados de carteiras de investimentos, supôs que as opções fornecidas pelo programa serão adotadas como estratégias de investimentos de longo prazo, ou seja, não houve mudança nos ativos das carteiras ao longo do período de análise. De acordo com Barros (2015), a análise fundamentalista demonstrou ser uma ferramenta eficaz na tomada de decisões no longo prazo. Assim, coletaram-se os retornos reais das ações e determinou o retorno e o risco das carteiras nos anos de 2019 e 2020. Também foi calculado o retorno acumulado em 2019 e 2020. Os valores dos retornos estão descritos na Tabela 7.

Tabela 7 – Retorno real

	Retorno 2019	Retorno 2020	Retorno Acumulado 2019	Retorno Acumulado 2020
Carteira 1	68,07%	27,73%	95,00%	157,73%
Carteira 2	54,04%	18,87%	110,51%	164,87%
Carteira 3	47,73%	27,04%	80,33%	162,22%
Carteira 4	49,60%	10,68%	97,28%	121,53%
Carteira 5	72,70%	10,60%	99,26%	134,92%

Fonte: Dados de pesquisa (2019 e 2020)

Os valores apresentados na Tabela 7 apresentam os retornos das carteiras determinados a partir dos retornos reais dos ativos que compõe as carteiras, nos anos de 2019 e 2020, e indicam que as opções geradas pelo programa tiveram bons desempenhos neste período, comparado ao Ibovespa, que foi de 31,6% e 2,9%, respectivamente. Os retornos das carteiras foram superiores ao *benchmark*. Além disso, cabe mencionar que em 2020, apesar da pandemia do Covid-19, que afetou a economia, todos os portfólios gerados pelo programa, a partir de dados de empresas no ano de 2018, conseguiram manter os resultados positivos, reforçando mais uma vez, a capacidade do programa em gerar respostas satisfatórias. Ao analisar os retornos acumulados, nota-se um crescimento do capital investido. Todas as carteiras apresentaram um aumento percentual significativo de acordo com a rentabilidade auferida.

O programa baseado em metaheurística ES, desenvolvido neste trabalho, para resolver o problema de otimização de carteiras, considerando o longo prazo, apresentou resultados satisfató-

rios e vai de encontro com o trabalho de Vijayalakshmi Pai e Michel (2014) que também empregaram ES para resolver o mesmo problema e obtiveram resultados com bom desempenho. Também, assim como neste trabalho, em que as carteiras geradas tiveram retornos muito superiores ao Ibovespa, os resultados obtidos por Lim et al. (2020) excederam as expectativas dos autores, uma vez que as carteiras definidas pelo programa de otimização apresentaram desempenho superior ao do mercado.

Por fim, para verificar a qualidade do conjunto solução gerado pelo algoritmo de otimização proposto, fez uma avaliação do desempenho da metaheurística ES, assim, realizou-se simulações de dez casos cujas sementes iniciais foram escolhidas aleatoriamente. O índice de qualidade de melhores sequências encontradas IQ (%) é calculado baseado nestas simulações, dado $n_{best} = 5$. O resultado do índice IQ(%) foi de 0,47 e corresponde a média dos índices encontrados para cada caso simulado. Observa-se pela expressão (2) que quanto menor o valor do índice, melhor o conjunto de sequências encontradas pela metaheurística, isto é, as melhores sequências terão retornos mais próximos da melhor sequência conhecida. Portanto, podem-se concluir, a partir do índice de qualidade calculado que o algoritmo gerou boas soluções, ou seja, soluções ótimas ou quase ótimas.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho teve por objetivo desenvolver um programa de otimização, utilizando a metaheurística Estratégias de Evolução (ES) para resolver o problema de seleção de portfólio ótimo. O algoritmo empregou a análise fundamentalista para analisar e determinar as ações que irão compor as carteiras de ativos. Fez parte da amostra um conjunto de 324 empresas de capital aberto listado na B3. Foram coletados, de cada empresa, diversos indicadores econômicos e financeiros do ano de 2018. Além disso, coletaram-se também os retornos reais das ações das empresas e o índice Bovespa nos anos de 2018 a 2019.

A partir do programa de otimização foi possível obter o conjunto das melhores soluções para composição de carteira de ativos no longo prazo, permitindo ao investidor escolher a alternativa que melhor se adequa ao seu perfil e/ou sua estratégia de investimentos. Ao comparar os retornos estimados pelo programa com os retornos reais, nota-se que os retornos reais foram muito superiores aos retornos estimados, o que comprova a capacidade do programa de otimização em selecionar bons ativos para compor carteira de investimentos e uma ferramenta capaz de auxiliar o investidor na seleção de ativos para formação de carteira de investimentos.

Ao analisar o retorno da carteira ao longo dos próximos anos, observa-se um crescimento do capital investido, em que todas as carteiras apresentaram um aumento percentual significativo de acordo com a rentabilidade auferida.

Além disso, ao comparar os resultados com os índices Ibovespa verificou-se que os retornos das carteiras foram superiores ao *benchmark*, o que indica que as opções geradas pelo programa tiveram bons desempenhos neste período.

Os resultados obtidos neste trabalho estão de acordo com a literatura sobre o tema, demonstrando a eficácia do uso de metaheurísticas para solução de problemas de portfólios. Assim, pode-se concluir que as ferramentas de otimização são muito úteis para auxiliar na tomada de decisão e o uso de métodos heurísticos evolutivos mostrou-se mais adequados para o problema analisado, visto que obteve resultados significativos e com o menor esforço computacional.

Cabe mencionar ainda que, embora neste trabalho os resultados apresentados referem-se a uma predefinição específica, utilizando apenas alguns dos índices fundamentalistas, outras análises empregando os diversos índices fundamentalistas foram testadas também com sucesso. Vale destacar, que a etapa de predefinição dos índices fundamentalistas e tamanho da carteira, torna o algoritmo mais flexível, atendendo aos diferentes perfis de usuários. Por fim, pode se dizer que o

algoritmo desenvolvido auxilia na determinação de portfólios, apresentando como melhor solução, a opção que apresenta maior rentabilidade.

No entanto, esse trabalho se limita a análise de apenas alguns indicadores fundamentalistas, sendo recomendada para trabalhos futuros uma quantidade maior de indicadores, bem como o emprego de outras técnicas heurísticas com maior capacidade de resposta ao problema de otimização de portfólio. Visto que, ao inserir novas variáveis ao problema, um maior tempo de processamento será requerido. Também recomenda um período maior de pesquisa para verificar o desempenho da carteira no longo prazo.

REFERÊNCIAS

- Adebiyi A., & Ayo, C. (2015). Portfolio selection problem using generalized differential evolution 3. *Applied Mathematical Sciences*, 9(42), 2069–2082.
- Adebiyi, M. O., Adebiyi, A. A., Obagbuwa, C. I., & Okesola, J. O. (2019). A comparative study of metaheuristics techniques for portfolio selection problem. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 14, 2007-2010.
- Almeida, B. E. de & Sales, E.N. (2020). Indicadores da Análise Fundamentalista e o Retorno das Ações Listadas no IbrX 100 à Luz do Value Investing no Período de 2009 a 2018. XX USP International Conference in Accounting. São Paulo.
- Araújo, R. L. F., & Maia, S. F. (2011). O papel da análise fundamentalista na formação de uma carteira de ações para investimentos: um estudo empírico nas empresas que compõem o índice imobiliário da BM&FBovespa. *Anais do ENEX/PROBEX*. UFPB, João Pessoa, PB.
- Ardia, D., Boudt, K., Carl, P., Mullen, K.M., & Peterson, B.G. (2011). Differential evolution with Deoptim: an application to non-convex portfolio optimization. *The R. Journal*, 3(1), 27-34.
- Artuso, A. R., & Chaves Neto, A. (2012). Identificação de fatores relevantes e construção de portfólio diversificado no mercado acionário brasileiro. *Revista Produção Online*, 12(4), 1002-1030.
- Assaf Neto, A. (2016). **Finanças Corporativas e Valor**. São Paulo: Atlas.
- B3. (2020). B3 divulga estudo sobre o perfil dos investidores pessoa física na bolsa. Disponível em: https://www.b3.com.br/133R_br/noticias/pessoa-fisica.htm
- B3. (2021). B3 atinge 4 milhões de contas em renda variável. Disponível em: https://www.b3.com.br/133R_br/noticias/4-milhoes-de-pfs.htm
- Barros, T. S. (2015). Análise técnica e fundamentalista: ensaios sobre os métodos de análise. *Revista de Administração e Negócios da Amazônia*, 7(2), 39-63.
- Beiruth, A. X., Fiorot, H. F., Scalzer, R. S., & Lima, V. S. (2007). Análise fundamentalista e avaliação de empresas: uma investigação teórica e um estudo de caso na Aracruz Celulose. *Artigo apresentado no X Fórum de Ciências Contábeis do Espírito Santo*. Aracruz.
- Beneish, M. D., Lee, C. M. C., & Tarpley, R. L. (2001). Contextual fundamental analysis through the prediction of extreme returns. *Review of Accounting Studies*, 6(2–3), 165–189.
- Beyer, H-G., & Schwefel, H-P. (2002). Evolution strategies: a comprehensive introduction. *Natural Computing*, 1(1), 3-52.
- Cherobim, A. P. M. S. (2014). **Mercado de Capitais**. UFPR, Curitiba.
- CVM (2017). Análise de investimentos: histórico, principais ferramentas e mudanças conceituais para o futuro. Associação de Analistas e Profissionais de Investimentos no Mercado de Capi-

- tais – APIMEC; Comissão de Valores Mobiliários. *Rio de Janeiro: CVM*. Disponível em: www.cvm.gov.br
- Damodaran, A. (2017). *Avaliação de Investimentos: ferramentas e técnicas para a determinação do valor de qualquer ativo*. 6º ed. Rio de Janeiro: Qualitymark.
- Dinheirama. Valuation e alguns indicadores fundamentalistas. Disponível em: <https://dinheirama.com/valuation-e-alguns-indicadores-fundamentalistas/> Acesso: 20/06/21
- Di Tollo, G., & Roli, A. (2008). Metaheuristics for the portfolio selection problem. *International Journal Operational Research*, 5(1), 13–35.
- Doering, J., Kizys, R., Juan, A. A., Fitó, A., & Polat, O. (2019). Metaheuristics for rich portfolio optimisation and risk management: current state and future trends. *Research Perspectives*, 6.
- Donega, P. H. C. C., Lima, N. C., Souza, G. H. S., & Silva, C. L. (2020). Análise da precificação de ações em empresas agropecuárias da B3. *IGepec, Toledo*, 24(2), 30-52.
- Ertenlice, O., & Kalayci, C.B. (2018). A survey of swarm intelligence for portfolio optimization: algorithms and applications. *Swarm and Evolutionary Computation*, 39, 36–52.
- Etchegaray, A. A. (2021). *Portfolio optimization using evolutionary algorithms*. Dissertation, Universidade Nova de Lisboa.
- Ewald, R., Schulz, R., & Uhrmacher, A. M. (2010). Selecting simulation algorithm portfolios by genetic algorithms. *IEEE Workshop on Principles of Advanced and Distributed Simulation*, 1-9.
- Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1995). An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary Computation*, 3(1), 1–16, Spring.
- G1 (2019). Retrospectiva 2019: a economia brasileira em sete gráficos. Disponível em: <https://g1.globo.com/retrospectiva/2019/noticia/2019/12/17/retrospectiva-2019-a-economia-brasileira-em-sete-graficos.ghtml> Acesso em: 22/08/2023.
- G1 (2020). Bolsa termina o ano em alta de 3%; veja o balanço do mercado em 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/economia/noticia/2020/12/30/bolsa-termina-o-ano-em-alta-de-321percent-veja-o-balanco-do-mercado-em-2020.ghtml> Acesso: 22/08/2023.
- Gilli, M., & Schumann, E. (2010). Heuristic Optimisation in Financial Modelling. *Annals of Operations Research, Forthcoming*.
- Graham, B. (2019). *O Investidor Inteligente: O Guia Clássico para Ganhar Dinheiro na Bolsa*. 4.ed. Rio de Janeiro: Harper Collins.
- Guerreiro, A. P. (2018). *Portfolio selection in evolutionary algorithms*. Doctoral, Faculty of Sciences and Technology of the University of Coimbra. <http://hdl.handle.net/10316/87398> Acesso: 20/09/21
- GUIAINVEST. Checklist: os 11 critérios fundamentalistas para avaliações de ações. Disponível em: <https://www.guiainvest.com.br/download/checklist-analise-guiainvest.pdf> Acesso: 20/06/21
- Hoklie & Zuhail, L. R. (2010). Resolving multi objective stock portfolio optimization problem using genetic algorithm. *The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, Singapore, 40-44.
- Holloway, P., Rochman, R., & Laes, M. (2013). Factors Influencing Brazilian Value Investing Portfolios. *Journal of Economics, Finance & Administrative Science*, 18, 18–22.

- IBGE (2021). PIB cai 4,1% em 2020 e fecha o ano em R\$ 7,4 trilhões. Disponível em: <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-sala-de-imprensa/2013-agencia-de-noticias/releases/30165-pib-cai-4-1-em-2020-e-fecha-o-ano-em-r-7-4-trilhoes> Acesso em: 22/08/23.
- InfoMoney. Indicadores fundamentalistas: guia para analisar empresas listadas. Disponível em: <https://www.infomoney.com.br/guias/indicadores-fundamentalistas/> Acesso: 20/06/21
- Invest Exame. Estes são 4 indicadores importantes da análise fundamentalista. Disponível em: <https://invest.exame.com/academy/4-indicadores-importantes-analise-fundamentalista/> Acesso: 20/06/21
- Kerr, R. B. (2011). Mercado financeiro e de capitais. São Paulo: Pearson.
- Kolm, P.N., Tütüncü, R., & Fabozzi, F.J. (2014). 60 years of portfolio optimization: practical challenges and current trends. *European Journal Operational Research*, 234(2),356–71.
- Lai, K. K, Yu, L., Wang, S., & Zhou, C. (2006). A Double-stage genetic optimization algorithm for portfolio selection. In: King, I. et al. (Ed.). *Neural Information Processing*: Springer Berlin/Heidelberg, 928-937.
- Lambora, A., Gupta, K., & Chopra, K. (2019). Genetic Algorithm- A Literature Review. *International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon)*, Faridabad, India, 380-384.
- Lemos, F. A. C. de A. (2018). Análise técnica dos mercados financeiros: Um guia completo e definitivo dos métodos de negociação de ativos. São Paulo: Saraiva.
- Lim, S., Kim, M., & Ahn, C. W. (2020). A genetic algorithm (GA) approach to the portfolio design based on market movements and asset valuations. in *IEEE Access*, 8, 140234-140249.
- Lima Jr., M. P., Almeida, M. R., & Ferreira, R. J. P. (2011). Seleção de portfólios por meio de busca tabu híbrida: modelo de média variância em lotes. *XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Ubatuba SP.
- Lin, C.C., & Liu, Y.T. (2008). Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots. *European Journal Operational Research*, 185, 393-404.
- Liu W-h. (2017). Optimal computing budget allocation to the differential evolution algorithm for large-scale portfolio optimization. *Journal Simulation*, 11(4), 380–90.
- Lwin, K., Qu, R., & Kendall, G. (2014). A learning-guided multi-objective evolutionary algorithm for constrained portfolio optimization. *Applied Soft Computing Journal*, 24, 757–772.
- Lyrio, M.V.L., Prate, W., Lima, M.V.A., & Lunkes, R.J. (2015). Análise da implementação de uma estratégia de investimento em ações baseada em um instrumento de apoio à decisão. *Contaduría y Administración*, 60(1), 113-143.
- Ma, X., Gao, Y., & Wang, B. (2012). Portfolio optimization with cardinality constraints based on hybrid differential evolution. *AASRI Procedia*, 1, 311–7.
- Malta, T. L., & Camargos, M. A. (2016). Variáveis da análise fundamentalista e dinâmica e o retorno acionário de empresas brasileiras entre 2007 e 2014. *REGE - Revista de Gestão*, 23, 52–62.
- Milhomem, D. A. (2020). Seleção de portfólio de ações por meio de otimização metaheurística híbrida com redes neurais LSTM. Dissertação (mestrado), Pontifícia Universidade Católica de Goiás. <http://tede2.pucgoias.edu.br:8080/handle/tede/4512> Acesso: 15/09/21

- Mishra, S.K., Panda, G., & Majhi, R. (2014). Constrained portfolio asset selection using multiobjective bacteria foraging optimization. *Operational Research*, 14(1), 113–45.
- Neto, J. M. V.; Santos, J. C. de S.; Mello, E. M. (2019). O mercado de renda fixa no Brasil: conceitos, precificação e riscos. 1 ed. São Paulo: Saint Paul.
- Nichols, D. C. & Wahlen, J. M. (2004). How do earnings numbers relate to stock returns? A review of classic accounting research with updated evidence. *Accounting Horizons*, 18(4), 263–286.
- Nogueira, M. L.; & Saavedra, O. R. (2013). Estratégias Evolutivas Aplicadas à Resolução de Otimização Multimodal. Disponível em: https://fei.edu.br/sbai/SBAI1999/ARTIGOS/IV_SBAI_80.pdf Acesso: 22/08/2023.
- Piotroski, J. D. (2005). Discussion of “separating winners from losers among low book-to-market stocks using financial statement analysis”. *Review of Accounting Studies*, 10(2-3), 171–184.
- Qu, B. Y., Zhou, Q., Xiao, J. M., Liang, J. J., & Suganthan, P. N. (2017). Large-scale portfolio optimization using multiobjective evolutionary algorithms and preselection methods, *Mathematical Problems in Engineering*, 1-14.
- Russo, L. M. S., & Francisco, A. P. (2014). Quick hypervolume. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 18(4), 481–502.
- Singh, A., & Kumar, S. (2016). Differential evolution: an overview. In book: *Proceedings of Fifth International Conference on Soft Computing for Problem Solving*, 209-217.
- Skolpadungket, P., Dahal, K., & Harnpornchai, N. (2007). Portfolio optimization using multiobjective genetic algorithms. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Singapore, 516-523.
- Streichert, F., & Yamawaki, M.T. (2006). The effect of local search on the constrained portfolio selection problem. In: *Evolutionary Computation*, IEEE Congress on, 2368-2374.
- Strumberger, I., Bacanin, N., & Tuba, M. (2016). Constrained portfolio optimization by hybridized bat algorithm. *7th International conference on intelligent systems, modelling and simulation (ISMS)*. IEEE, 83–88.
- Tang, G. Y. (2004). How efficient is naive portfolio diversification? An educational note. *Omega*, 32(2), 155–160.
- Tofighian, A.A., Moezzi, H., Barfuei, M.K., & Shafiee, M. (2018). Multi-period project portfolio selection under risk considerations and stochastic income. *Journal Industrial Engineering International*, 14(3), 571–84.
- Tuba, M., & Bacanin, N. (2014). Artificial bee colony algorithm hybridized with firefly algorithm for cardinality constrained mean-variance portfolio selection problem. *Applied Mathematics and Information Sciences*, 8(6), 2831.
- Urli, B., & Terrien, F. (2010). Project portfolio selection model, a realistic approach. *International Transactions in Operational Research*, 17(6), 809–26.
- Vijayalakshmi Pai G-A., & Michel T. (2014). Metaheuristic multi-objective optimization of constrained futures portfolios for effective risk management. *Swarm and Evolutionary Computation*, 19, 1–14.
- Yang, Xin-She. (2020). Nature-inspired optimization algorithms. 2^oEd., Academic Press.

- Yevseyeva, I., Guerreiro, A. P., Emmerich, M. T. M., & Fonseca, C. M. (2014). A portfolio optimization approach to selection in multiobjective evolutionary algorithms. In T. Bartz-Beielstein et al., editors, *Parallel Problem Solving from Nature – PPSN XIII*, volume 8672 of *Lecture Notes in Computer Science*, 672–681. Springer International Publishing.
- Zhang, G., & Chen, P. (2007). How do accounting variables explain stock price movements? Theory and evidence. *Journal of Accounting and Economics*, 43(2), 219–244.
- Zhang, H., & Yan, C. (2018). Modelling fundamental analysis in portfolio selection. *Quantitative Finance*, 18(8), 1315–1326.
- Zhang, W. G., Chen, W., & Wang, Y., L. (2006). The adaptive genetic algorithms for portfolio selection problem. *International Journal Computer Science and Network Security*, 6, 196–200.