LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

Análise de Desempenho do Algoritmo Genético e Enxame de Partículas Aplicados Individualmente ao Problema de Otimização de Portfólio

Iasmin Santos Carvalho Saba, Lisieux Marie Marinho dos Santos Andrade, Luiz Alberto do Carmo Viana
Universidade Federal do Ceará
Avenida Professora Machadinha Lima, S/N, Príncipe Imperial, Crateús-CE, CEP 63708-825
iasminsaba4@gmail.com, lisieuxandrade@ufc.br,
luizalbertocviana@gmail.com

RESUMO

O Problema de Otimização de Portfólio consiste em determinar a melhor alocação de recursos em ativos financeiros, objetivando maximizar os lucros e minimizar os riscos. Nos últimos anos, no contexto da Otimização Computacional, observou-se que sua abordagem clássica, que utilizava uma visão simplista do mercado, foi aprimorada com a adição de restrições que a trouxeram mais próxima da realidade, como, por exemplo, as restrições de cardinalidade da carteira e de piso e teto do investimento para cada ativo. Contudo, a adição dessas restrições aumentou a complexidade do problema, sendo assim, o uso de procedimentos metaheurísticos tornou-se mais adequado dadas suas características. Nesse contexto, o presente trabalho buscou comparar o desempenho dos procedimentos Enxame de Partículas (PSO) e Algoritmo Genético (GA) quando aplicados ao Problema de Otimização de Portfólio. Para a execução dos experimentos, foram utilizadas instâncias clássicas da literatura e, após 75 casos de análises, verificou-se que o Algoritmo Genético demonstrou melhor desempenho.

PALAVRAS CHAVE. Problema de Otimização de Portfólio, Enxame de Partículas (PSO), Algoritmo Genético (GA).

Tópicos (Metaheurísticas, Otimização Combinatória)

ABSTRACT

The Portfolio Optimization Problem consists of determining the best allocation of resources in financial assets, aiming to maximize profits and minimize risks. Nowadays, in the context of Computational Optimization, it was observed that its classic approach, which used a simplistic view of market, gained restrictions that brought it closer to reality, such as, for example, constraints regarding cardinality, lower and upper bounds for each asset. However, the addition of these restrictions increased the complexity of the problem, therefore, the use of metaheuristic procedures became more appropriate given their characteristics. In this context, the present work sought to compare the performance of the Particle Swarm (PSO) and Genetic Algorithm (GA) procedures when applied to the Portfolio Optimization Problem. To carry out the experiments, classic instances from the literature were used and, after 75 cases of analysis, it is found that the Genetic Algorithm demonstrated better performance.

KEYWORDS. Portfolio Optimization Problem, Particle Swarm (PSO), Genetic Algorithm (GA).

Paper topics (Metaheuristics, Combinatorial Optimization)

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

1. Introdução

No mercado financeiro, é possível realizar investimentos, os quais se caracterizam como aquisições que podem, dado um prazo, gerar lucro. Esses investimentos tornam-se possíveis através de ativos financeiros, isto é, recursos com valor econômico que um indivíduo, empresa ou país possui ou controla com a expectativa de que proporcionará um benefício futuro. A combinação desses ativos financeiros é chamada de carteira de investimento ou portfólio financeiro [Mansini et al., 2015]. Dessa forma, por ter uma característica combinatória, na área da Otimização Computacional, este é definido como um problema, denominado Otimização de Portfólio.

O Problema de Portfólio tem por objetivo determinar qual a melhor forma de alocar ativos financeiros na carteira de investimento, decidindo quais são os escolhidos e a proporção de capital aplicado em cada um de acordo com um valor disponível, buscando, dessa forma, maximizar o lucro e diminuir o risco. Define-se como lucro o retorno positivo obtido após descontar o investimento inicial, representando o ganho do investidor. Já o risco é caracterizado pela incerteza desse investimento, isto é, pela possibilidade de obter um lucro menor do que o esperado, ou até mesmo negativo, resultando em prejuízo [Mansini et al., 2015]. Sob tais condições, um princípio fundamental que auxilia na redução dos riscos é a diversificação da carteira, pois o comportamento de uma determinada ação pode influenciar o de outras [Capinski e Kopp, 2014].

Neste sentido, um dos primeiros estudos na área de otimização de portfólio foi feito por Markowitz [1952], que propôs um modelo denominado média-variância (MV) com o objetivo de maximizar o retorno, medido pela média estatística de valor esperado, e minimizar o risco da carteira de investimento, mensurado através da variância do retorno [Sharpe, 1964]. Seu trabalho foi fundamental para o crescimento da temática, incentivando outros trabalhos na área e mudando a forma de visualizar o problema.

Com o passar do tempo outros trabalhos surgiram e modelos foram criados utilizando diferentes formas de dimensionar o risco pois, segundo alguns estudiosos, a variância utilizada por Markowitz [1952] não seria ideal, já que levava em consideração os valores acima e abaixo da média. Dessa forma, surgiram outros modelos que medem o risco com base nos desvios negativos. Algumas dessas métricas são: Valor em Risco Condicional (*Conditional Value-at-Risk - CVaR*) que corresponde a medida de risco estimada pela média ponderada das perdas desde o pior resultado até o ponto de corte do valor em risco (*Value-at-Risk-VaR*), tendo como principal exemplo o modelo proposto por [Rockafellar et al., 2000], e [Roman et al., 2007], entre outros; Momento Parcial Inferior (Lower Partial Moment - LPM), que está relacionada a distribuição de probabilidade dos retornos, presente em trabalhos como [Estrada, 2007]; Desvio Médio Absoluto (Mean Absolute Deviation - MAD) presente em trabalhos de [Konno e Yamazaki, 1991] e [Speranza, 1996].

Com o avanço das pesquisas sobre a temática, novos modelos com restrições foram abordados, considerando a cardinalidade da carteira, os limites inferiores e os superiores do investimento para cada ativo, de lote mínimo de transação, a pré-seleção de ativos, entre outras características que buscam tornar o problema mais próximo da realidade, como as situações consideradas pelos investidores no mundo real. Porém, é importante observar, que a adição de uma ou duas restrições, por exemplo, tornam o problema mais complexo (Chang et al. [2000]).

Essa especificidade, considerando o cenário das pesquisas na área, revela que a resolução desses modelos por meio de métodos exatos torna-se difícil. Portanto, os procedimentos heurísticos e metaheurísticos se apresentam como boas estratégias para serem adotados, dada suas características já conhecidas, por serem executados em tempo polinomial razoável e conseguirem encontrar boas soluções. Como é revelado nos trabalhos de Chang et al. [2000], Crama e Schyns [2003], Schaerf [2002] e Moral-Escudero et al. [2006].

Nesta perspectiva, a presente pesquisa apresenta os resultados obtidos do desenvolvimento, aplicação e comparação de desempenho de duas metaheurísticas clássicas: o Enxame de Partículas e o Algoritmo Genético(do inglês *Particle Swarm Optimization* - PSO e *Genetic Algorithm* - GA), sendo o último enriquecido com um procedimento de reparação inspirado no trabalho de Jalota e Thakur [2018]. Para o processo de comparação, foram utilizadas as métricas de *erro médio do retorno*, *erro médio da variância*, *distância euclidiana* e *tempo de execução*.

A justificativa para o uso das métricas se dá devido à diferentes aspectos do Problema de Otimização de Portfólio. O *erro médio do retorno* é a média das diferenças entre os retornos reais e os retornos esperados, dessa forma, permite aos gestores de portfólios ajustar suas alocações com base nas previsões de retorno, buscando minimizar riscos e maximizar retornos ajustados aos riscos. O *erro médio da variância* possibilita avaliar quanto a variância prevista difere da variância real dos retornos, métrica essa que está relacionada ao risco e a *distância euclidiana* permite calcular a distância entre os pontos da fronteira eficiente padrão com

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

os da fronteira eficiente obtidas. O *tempo*, medido em segundos, representa o tempo de execução de cada metaheustística para cada instância.

2. Definição do Problema

A forma de analisar o problema de otimização de portfólio teve uma grande mudança com Harry Markowitz que introduziu a chamada teoria do portfólio através do seu trabalho intitulado *Portfolio Selection* em 1952 reconhecido com o prêmio Nobel da economia em 1990. Markowitz traz a ideia do investidor como um ser racional com o intuito de maximizar os lucros, possuindo aversão ao risco.

Outro conceito importante introduzido por Markowitz, é o de fronteira eficiente que se caracteriza como o conjunto de carteiras que possuem o maior retorno dado um nível de risco. Essa fronteira é representada através de uma curva, onde o eixo X representa o retorno e o Y o risco (Markowitz [1952]).

Ele propôs um modelo denominado de Média Variância (MV) que pode ser descrito como uma função quadrática que minimiza o risco da carteira. Com as contribuições de suas pesquisas, observou-se que este modelo configura-se como um problema de otimização, em que há dois objetivos principais: maximizar o retorno esperado e minimizar o risco da carteira ([Sharpe, 1964], [Markowitz, 1952]), apresentado a seguir:

$$f(x) = \max \sum_{i=1}^{n} l_i x_i \tag{1}$$

$$f(x) = \min \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} \tag{2}$$

$$\text{s.a: } \sum_{i=1}^{n} x_i = 1 \tag{3}$$

$$x_i \geq 0 \tag{4}$$

Nesse modelo, n é o número total de ativos considerados. Para cada ativo i, x_i indica a fração do capital total investido no ativo i. A covariância entre os retornos dos ativos i e j é denotada por σ_{ij}, enquanto l_i representa o retorno médio esperado do ativo i. A função objetivo (1) representa o retorno da carteira e deve ser maximizada, enquanto a função (2) representa o risco da carteira utilizando a variância e deve ser minimizada. As restrições (3) e (4) indicam que o investimento nos ativos não deve ultrapassar 100% do montante total, tanto na carteira, como individualmente.

A abordagem proposta por Markowitz foi muito importante para o problema de Otimização de Portfólio, porém, se baseia em um mercado simplista, isto é, não é aplicável no mercado real. Investidores possuem restrições ao alocarem os recursos, tais como: cardinalidade, limites superiores e inferiores para cada ativo e custos de transação. No entanto, essas restrições podem tornar o problema muito mais complexo. Para o modelo clássico, a adição de restrições de cardinalidade eleva sua complexidade, tornando-se NP-Difícil e transformando-o em um problema quadrático inteiro misto. Além disso, para solucioná-lo por meio métodos exatos pode se tornar inviável como observado por Mishra [2012]. A seguir, será apresentado o modelo de Markowitz com restrições adicionais.

2.1. Restrições Adicionais

Visando tornar o modelo do problema mais realista, Chang et al. [2000] adiciona restrições de cardinalidade, orçamento e de limite inferior e superior para a proporção de investimento de cada ativo. Desta forma, Este modelo mostra que as inclusões das restrições citadas a cima torna o problema mais complexo devido à descontinuidade da fronteira eficiente causada pelas restrições, conforme pode ser visto a seguir.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

$$\min\ \lambda\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_i w_j \sigma_{ij}\right) - (1-\lambda)\left(\sum_{i=1}^{n} w_i \mu_i\right) \tag{5}$$

$$\text{s.a:}\quad \sum_{i=1}^{n} w_i = 1, \tag{6}$$

$$\sum_{i=1}^{n} z_i = K, \tag{7}$$

$$\epsilon_i z_i \leq w_i \leq \delta_i z_i,\ \ i = 1, ...N, \tag{8}$$

$$z \in [0,1],\ \ i = 1, ...N. \tag{9}$$

Em que K é o número de ativos desejados no portfólio e N o total de ativos. Para $i = 1, ...N$ temos que w é a proporção de dinheiro investido no ativo i, e que ϵ_i e δ_i representam, respectivamente, a proporção mínima e máxima de dinheiro investido em i. Sabendo que z_i é uma variável de decisão, se $z = 1$ o ativo pertence ao portfólio, caso seja $z = 0$ ele não pertence.

A restrição 6 representa a restrição orçamentária também presente no modelo MV de Markowitz. As restrições de 7 e 8 representam, respectivamente, a de cardinalidade que indica que há um número desejado de ativos no portfólio e a de limites inferiores e superiores da proporção de investimento de um ativo. Observa-se então, que essas adições, tornam o modelo mais realista, já que representam situações reais vivenciadas por investidores quando montam uma carteira de investimento.

3. Abordagens: *Genetic Algorithm*(GA) e *Particle Swarm Optimization*(PSO)

Como visto na seção 1, o GA e o PSO, são metaheusrísticas inspiradas nos princípios da seleção natural, dado suas características e versatilidade, na literatura é evidenciada performances exitosas quando aplicadas ao Problema de Otimização de Portfólio. No entanto, para serem empregadas é necessária atenção às restrições do problema e aos ajustes de suas operações. O presente trabalho implementou dois algoritmos modificados, como mostrado a seguir, para o modelo de restrições (5) - (9).

Os procedimentos adotados no GA são realizados de forma iterativa, com um número máximo de execuções definido (*maxIteracoes*). Realizando a sequência de selecionar indivíduos para se reproduzirem, realizar operações de crossover e mutação e substituir a população por a nova gerada, podendo usar algumas abordagens como elitismo. No presente trabalho, o GA (Algoritmo 1) foi implementado seguindo esse processo, com modificações para que os operadores de *crossover* e *mutação* respeitassem as restrições de cardinalidade e aos limites inferiores e superiores. Sendo assim, para garantir a viabilidade completa das soluções, foi utilizado, inspirando-se no trabalho de Jalota e Thakur [2018], uma abordagem de reparação.

A função de reparação (Algoritmo 2) verifica as restrições de orçamento que não são garantidas pelos operadores, observando, novamente, a restrição de limites inferiores e realiza ajustes quando necessário. Esses ajustes consistem em acrescentar um valor aos ativos que não respeitam a restrição de limite inferior. Esse o valor acrescido é tirado de um outro ativo, desde que a restrição continue sendo respeitada.

Algoritmo 1 : Algoritmo Genético

Entrada: $maxIteracoes$
1: X = *inicializar(X)*
2: **para** $i = 0$ *em* $maxIteracoes$ **faça**
3: Selecionar indivíduos
4: Fazer operação de Crossover
5: Usar Função de Reparação
6: Fazer operação de Mutação
7: Usar Função de Reparação
8: Preservar o melhor usando elitismo
9: **fim para**

Algoritmo 2 : Função de reparação

Entrada: X
1: **para** $i = 0$ *em* X **faça**
2: **se** $i <$ *limiteInferior* **então**
3: X = *repararLimitesInferiores(X)*
4: **fim se**
5: **fim para**
6: **se** $\sum_{i=1}^{n} X \neq 1$ **então**
7: X = *normalizar(X)*
8: **fim se**

Pontua-se que o procedimento de reparação, como o próprio nome revela, possui a funcionalidade de normalização, como disposto no pseudo-código. Isso ocorre porque, embora os procedimentos de *crossover*

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

e *mutação* tenham apresentado, de forma geral, bons comportamentos na garantia da manutenção dos limites estabelecidos, por vezes suas operações aleatórias podem desrespeitar as restrições impostas. Dessa forma, o procedimento de Jalota e Thakur [2018] contribuiu para inspirar a elaboração do procedimento apresentado, que embora simples, possui funcionalidade importante.

O algoritmo PSO, como seu próprio nome revela, é inspirado no comportamento de enxames de partículas. Neste processo, enquanto as partículas se movem pelo espaço de busca de maneira colaborativa, cada uma ajusta sua posição com base na sua melhor solução encontrada até o momento, chamada de *pbest* e na melhor solução entre todas as partículas (solução global), chamada de *gbest*. De maneira que todas as partículas atualizam a velocidade e a posição a cada iteração, buscando se aproximar dessas soluções ótimas. No presente trabalho, o PSO implementado (Algoritmo 3) também pode ser chamado por *WPSO*, pois é adicionado ao PSO um parâmetro de peso de inércia w no cálculo da velocidade de uma partícula, na perspectiva de balancear a busca global e local (Shi e Eberhart [1999]).

O Algoritmo 4 apresenta a função de atualização da posição utilizada no *PSO com peso de inércia* w. As variáveis mostradas fazem parte da fórmula padrão do algoritmo, onde, para cada elemento i, v_i é a velocidade da partícula, x_i é sua posição, $pBest$ é a melhor posição anterior da partícula e $gBest$ é a melhor posição conhecida de todas as partículas. O valor de $rand()$ é uma função aleatória entre $[0, 1]$, e c_1 e c_2 são duas constantes de aceleração referentes ao melhor valor individual e global, respectivamente. Essa função de atualização possui a adaptação necessária para lidar com a restrição de cardinalidade, pois o cálculo é aplicado apenas aos elementos já escolhidos. Para às outras restrições, o processo de reparação (Algoritmo 2) é utilizado.

Algoritmo 3 : PSO com peso de inércia w

Inicialize a população de partículas
para $i = 0$ *em* $maxIteracoes$ **faça**
    Atualizar posição
    Usar Função de Reparação
    Avaliar o valor da função objetivo em X
    Atualizar pbest para cada partícula
    Atualizar gbest
fim para
retorna $gBest$ como a melhor solução encontrada

Algoritmo 4 : Atualização da posição

Entrada: X
para $i = 0$ *em* X **faça**
    se $i \neq 0$ **então**
        Atualize a velocidade $v[i]$:
        $v[i] = w \cdot v[i] + c1 \cdot rand() \cdot (pBest[i] - x[i]) + c2 \cdot rand() \cdot (gBest - x[i])$
        Atualize a posição $x[i]$:
        $x[i] = x[i] + v[i]$
    fim se
fim para

4. Experimentos e Discussões dos Resultados

Os algoritmos propostos foram implementados em linguagem Python® versão 3.7.6. Os experimentos foram executados em uma máquina com processador Intel Core i5-8265U de 0.5GHz e 4 núcleos de processamento, 8GB de memória RAM com frequência de 2400MT/s e sistema operacional Linux Mint.

As instâncias utilizadas correspondem aos dados dos índices HangSeng em Hong Kong, DAX 100 na Alemanha, FTSE 100 no Reino Unido, S&P 100 nos EUA e Nikkei 225 no Japão. Os dados são de março de 1992 a setembro de 1997. Para cada conjunto, o número de ativos são, respectivamente, 31, 85, 89, 98 e 225. A escolha para utilização de tais instância se deu devido a sua representatividade na literatura do problema.

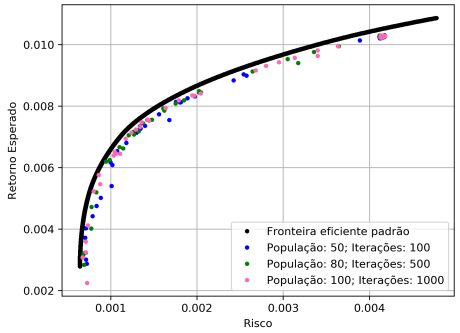
Os parâmetros para a execução dos experimentos foram definidos de forma empírica, mediante pré-testes realizados para verificação do melhor desempenho dos algoritmos. A quantidade de iterações estabelecida foi de 100, 500 e 1000, os valores de aceleração $c1$ e $c2$ foram de 0.5 e o de peso w de 0.8, sendo esses três utilizados no algoritmo PSO. Para o GA, foi utilizada uma probabilidade da mutação de 0.2.

A análise dos dados obtidos foi conduzida em três etapas. Na primeira etapa, investigou-se o desempenho individual de cada metaheurística, levando em consideração a variação dos parâmetros e utilizando a curva da fronteira eficiente como métrica. Na segunda etapa, realizou-se à comparação dos melhores desempenhos entre o GA e o PSO, empregando também a fronteira eficiente para avaliar a performance de cada algoritmo. Na terceira e última etapa, realizou-se uma análise comparativa entre as metaheurísticas em relação às métricas de *média da distância euclidiana*, *erro médio de retorno*, *erro médio da variância* e *tempo de execução*

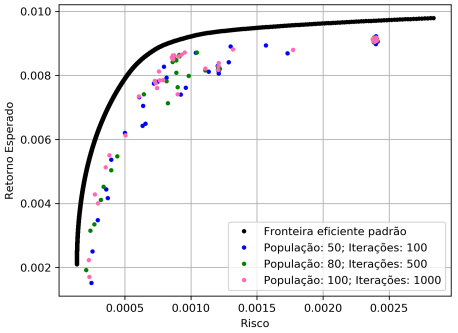
DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

dos experimentos, considerando novamente a variação de parâmetros. Essa abordagem proporcionou uma análise mais abrangente do comportamento de cada procedimento.

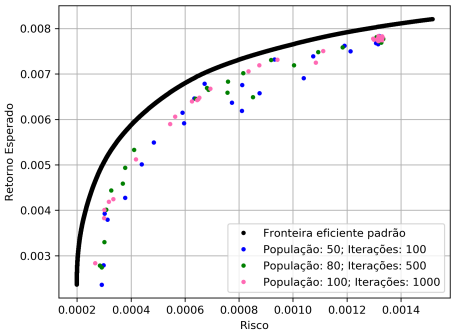
Para a execução da primeira etapa buscou-se realizar a variação dos parâmetros do tamanho da população, em 50, 80 e 100, e da quantidade de iterações, em 100, 500 e 1000. Observando o desempenho do algoritmo PSO (Figura 1), quando este possui como parâmetro a população em 100 indivíduos e executa suas operações em 1000 iterações obtém maior performance. Isso pode ser observado na proximidade com a fronteira de eficiência padrão, o que demonstra uma capacidade do algoritmo em evitar ótimos locais e explorar o espaço de busca. Cabe destacar que para a instância Hang Seng, o desempenho do PSO demonstra equivalência em todos os parâmetros utilizados.



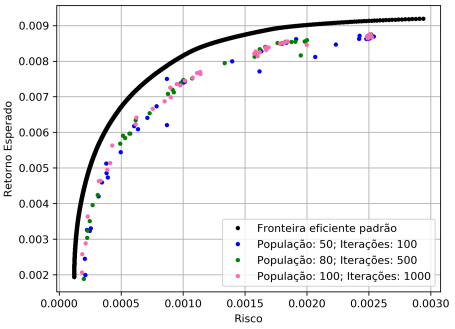
(a) Instância Hang Seng.



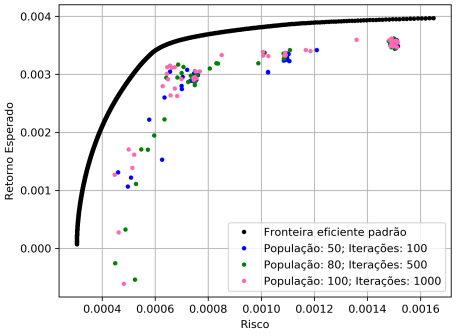
(b) Instância DAX 100.



(c) Instância FTSE 100.



(d) Instância S&P100.



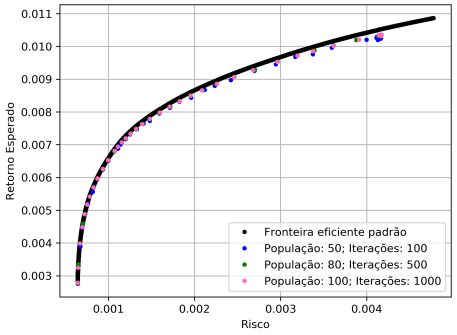
(e) Instância Nikkei.

Figura 1: Desempenho do PSO com variação dos parâmetros do tamanho da população e da quantidade de iterações.

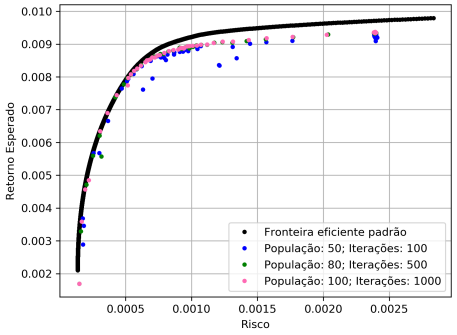
Ainda na primeira etapa, utilizando a mesma variação de parâmetros, foi analisado o desempenho do algoritmo GA (Figura 2). Observa-se que, semelhante aos testes do PSO, o comportamento do GA obteve melhor desempenho quando utilizado com os parâmetros de 100 indivíduos na população e de 1000 execuções. Con-

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

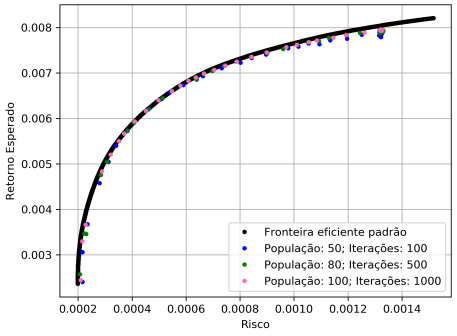
tudo, diferentemente do PSO, para as demais variações de parâmetros, houve uma boa performance. A maior diferença ocorreu para a instância Nikkei (Figura 2(e)), que possui mais volume de dados. Para DAX 100 (Figura 2(b) percebe-se que nem em sua melhor performance este se aproxima da fronteira padrão (parte direita do gráfico), e isso se deve provavelmente a natureza dos dados. Por outro lado, as instancias FTSE 100 (Figura 2(c)) e S&P 100 (Figura 2(d)) possuem bons desempenhos, com a menor diferença na performance dos algoritmos, apesar da quantidade de ativos serem superiores a da instância DAX 100.



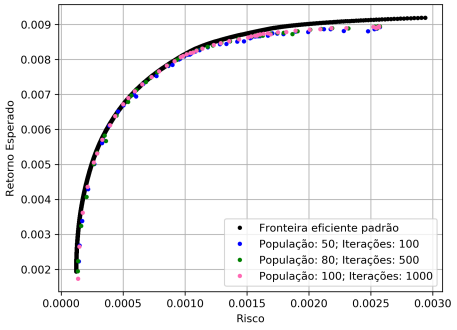
(a) Instância Hang Seng.



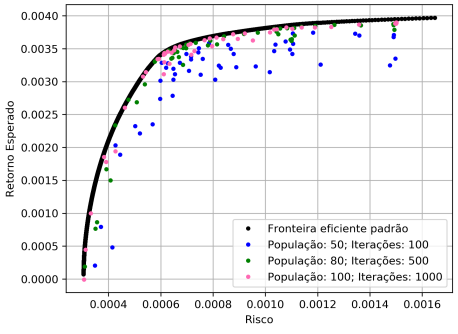
(b) Instância DAX 100.



(c) Instância FTSE 100.



(d) Instância S&P100.



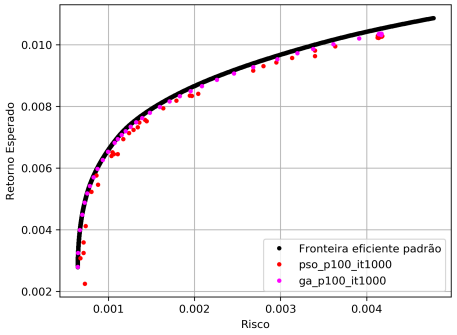
(e) Instância Nikkei.

Figura 2: Desempenho do GA com variação dos parâmetros do tamanho da população e da quantidade de iterações.

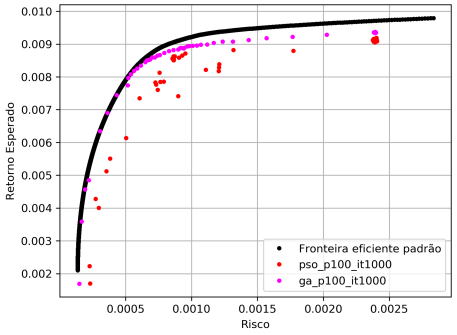
A segunda fase do processo de análise considerou as melhores performances do PSO e do GA, apresentadas anteriormente. Quando comparadas através da fronteira de eficiência percebe-se a superioridade dos resultados do GA que se aproxima da fronteira eficiente padrão (Figura 3). Contudo, especificamente a instância Nikkei, na Figura 3(e), que possui o maior número de dados, percebe-se uma dificuldade do GA de sair de ótimos locais, possuindo uma solução inferior quando comparado aos resultados das outras instâncias. Apesar de ser uma solução não muito distante da fronteira eficiente padrão, mesmo assim ainda se mantém

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

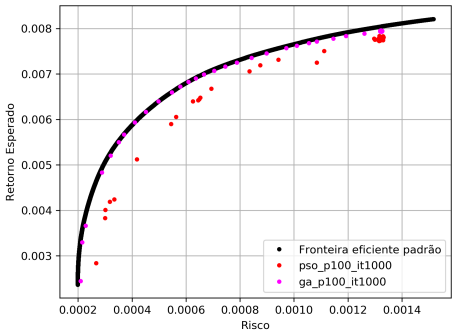
melhor que o PSO.



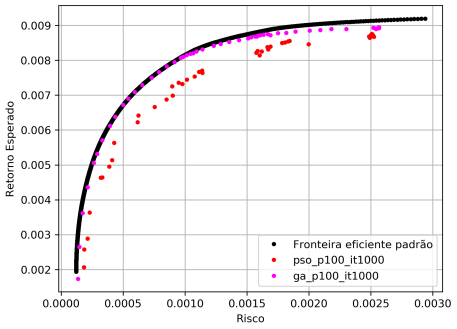
(a) Instância Hang Seng.



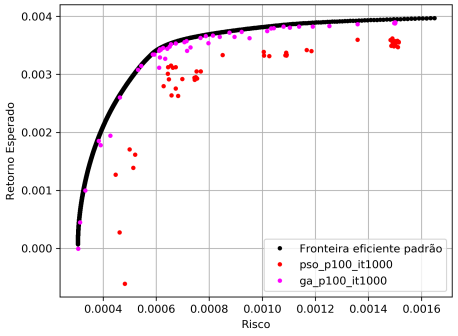
(b) Instância DAX 100.



(c) Instância FTSE 100.



(d) Instância S&P100.



(e) Instância Nikkei.

Figura 3: Comparação da curva de eficiência do PSO e do GA com 100 indivíduos em 1000 execuções dos experimentos.

Desta forma, na terceira e última etapa de análise, a Tabela 1 apresenta o desempenho do GA e do PSO com a variação dos parâmetros do tamanho da população, em 50, 80 e 100, e da quantidade de iterações, em 100, 500 e 1000, resultando em 60 casos comparativos. Considerando os valores de *tempo de execução*, percebe-se que o GA possui índices mais elevados no consumo de tempo; dos 15 casos comparativos, em 11 o PSO obteve melhor desempenho. Em relação à métrica de *distância euclidiana*, o GA obteve melhor desenvoltura em todos os casos de comparação para todas as instâncias. Quanto às demais métricas, *erro médio do retorno* e *erro médio da variância*, os desempenhos foram equivalentes: o GA obteve 7 e 8 ganhos, respectivamente, enquanto o PSO obteve 8 e 7.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

		Hang Seng	DAX 100	FTSE 100	SP 100	Nikkei
ga_p50_it100	Distância Euclidiana média	0.000110	0.000248	0.0000691	0.000103	0.000199
	Erro médio de retorno	45.083	95.702	29.050	50.109	841.776
	Erro médio da variância	122.938	709.601	247.421	221.539	841.776
	Tempo(s)	286.599	1374.9	30716.1	32050.97	8449.06
ga_p80_it500	Distância Euclidiana média	0.000080	0.000172	0.000048	0.000083	0.000056
	Erro médio de retorno	32.6245	94.9938	20.8628	41.3317	56.2702
	Erro médio da variância	87.7273	419.699	171.302	176.9161	221.109
	Tempo(s)	2389.9	10812.42	11175.40	14840.9	64590.7
ga_p100_it1000	Distância Euclidiana média	0.000080	0.000166	0.0000421	0.000083	0.0000426
	Erro médio de retorno	0.630366	1.818650	0.356857	1.007747	-20.024100
	Erro médio da variância	1.686624	7.795563	2.829000	2.97404	3.12332
	Tempo(s)	6716.76	27114.60	31973.79	33190.32	162577.6
pso_p50_it100	Distância Euclidiana média	0.00017	0.00048	0.00019	0.00035	0.00034
	Erro médio de retorno	62.6494	195.606	66.5584	163.118	299.797
	Erro médio da variância	332.764	1522.37	891.541	970.924	1319.39
	Tempo(s)	167.882	637.026	641.284	755.875	3833.53
pso_p80_it500	Distância Euclidiana média	0.000154	0.000449	0.000172	0.0003390	0.000327
	Erro médio de retorno	55.8564	165.925	62.2187	152.449	51.2473
	Erro médio da variância	263.812	1336.24	774.095	946.766	1107.89
	Tempo(s)	1490.51	5380.41	5850.32	6270.16	25945.9
pso_p100_it1000	Distância Euclidiana média	0.00016	0.00040	0.00016	0.00033	0.00030
	Erro médio de retorno	1.56595	3.51747	1.20040	2.83368	3.69956
	Erro médio da variância	4.99898	22.2750	14.2308	18.1501	19.2928
	Tempo(s)	3742.33	13301.9	14278.6	17210.7	67639.4

Tabela 1: Desempenho do GA e do PSO por meio das métricas de erro médio do retorno, erro médio da variância, distância euclidiana e tempo.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

5. Conclusão

Este artigo apresenta a adoção de duas metaheusríticas clássicas aplicadas, individualmente, ao Problema de Portfólio, o Enxame de Partículas (PSO) e o Algoritmo Genético (GA), este último com a adição do procedimento de reparação inspirado no trabalho de Jalota e Thakur [2018]. A presente pesquisa buscou verificar os desempenhos das metaheurísticas em três etapas. A primeira investigou o desempenho individual de cada algoritmo frente a variação dos parâmetros da quantidade de indivíduos e do número de iterações. A segunda analisou de forma comparativa o melhor comportamento das duas heurísticas. A terceira etapa confrontou a performance dos procedimentos por meio das métricas de *tempo de execução*, *erro médio do retorno*, *erro médio da variância* e *distância euclidiana*.

Foram analisados 75 casos de avaliação com instâncias clássicas da literatura. Para as duas abordagens adotadas, os algoritmos que utilizaram populações de tamanho 100 e execução de 1000 iterações apresentaram melhores resultados e proporcionalmente, maior quantidade de tempo para encontrar uma solução. Quando avaliado todas as métricas utilizadas, as análises comparativas revelaram um desempenho promissor do algoritmo GA, que possuiu melhor desempenho comparado ao PSO.

Como trabalho futuro pontuam-se realizar abordagens diferentes para as restrições do Problema e o uso de topologias dinâmicas para analisar o impacto nos resultados encontrados. Para além da experimentação com outras classes de metaheurísticas, uma vez que o presente trabalho abordou algoritmos inspirado nos princípios da seleção natural e da adaptação genética.

Referências

Capinski, M. e Kopp, E. (2014). *Portfolio Theory and Risk Management*. Cambridge University Press, S.l.

Chang, T.-J., Meade, N., Beasley, J. E., e Sharaiha, Y. M. (2000). Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation. *Computers & Operations Research*, 27(13):1271–1302.

Crama, Y. e Schyns, M. (2003). Simulated annealing for complex portfolio selection problems. *European Journal of operational research*, 150(3):546–571.

Estrada, J. (2007). Mean-semivariance behavior: Downside risk and capital asset pricing. *International Review of Economics & Finance*, 16(2):169–185.

Jalota, H. e Thakur, M. (2018). Genetic algorithm designed for solving portfolio optimization problems subjected to cardinality constraint. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 9(1):294–305.

Konno, H. e Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to tokyo stock market. *Management science*, 37(5):519–531.

Mansini, R., Ogrzycak, W., e Speranza, M. (2015). *Linear and Mixed Integer Programming for Portfolio Optimization*. Springer International Publishing, S.l.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1):77–91. URL `https://www.jstor.org/stable/2975974`.

Mishra, S. K. (2012). Robust and constrained portfolio optimization using multiobjective evolutionary algorithms.

Moral-Escudero, R., Ruiz-Torrubiano, R., e Suárez, A. (2006). Selection of optimal investment portfolios with cardinality constraints. In *2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, p. 2382–2388. IEEE.

Rockafellar, R. T., Uryasev, S., et al. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of risk*, 2: 21–42.

Roman, D., Darby-Dowman, K., e Mitra, G. (2007). Mean-risk models using two risk measures: a multiobjective approach. *Quantitative Finance*, 7(4):443–458.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br

Schaerf, A. (2002). Local search techniques for constrained portfolio selection problems. *Computational Economics*, 20(3):177–190.

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3):425–442.

Shi, Y. e Eberhart, R. C. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. In *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, volume 3, p. 1945–1950. IEEE.

Speranza, M. G. (1996). A heuristic algorithm for a portfolio optimization model applied to the milan stock market. *Computers & Operations Research*, 23(5):433–441.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193451
https://proceedings.science/p/193451?lang=pt-br