

# Métodos para Tomada de Decisão Multicritério Aplicados a um Sistema Operacional de Negociação

Michel C. R. Leles\*, Elton F. Sbruzzi†, Cairo L. Nascimento Jr.‡

\*Departamento de Tecnologia, Universidade Federal de São João del-Rei, Ouro Branco-MG, Brazil.

†Divisão de Ciência da Computação, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos-SP, Brazil.

‡Divisão de Engenharia Eletrônica, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos-SP, Brazil.

Emails: mleles@ufsj.edu.br, elton@ita.br, cairo@ita.br

**Resumo**—No mercado financeiro, Sistemas Operacionais de Negociação (*trading systems*) podem ser considerados como ferramentas de auxílio à tomada de decisão por parte do investidor. Tais sistemas podem se basear em um conjunto de regras de negociação pré-estabelecidas. Neste trabalho duas ferramentas para tomada de decisão multicritério nesse contexto são discutidas: i) o TODIM, método multicritério discreto fundamentado na Teoria dos Prospectos; e ii) um ensemble em que a tomada de decisão se baseia em uma eleição via comitê. Os critérios aqui utilizados são baseados em diferentes métricas de desempenho comumente empregadas para avaliação de estratégias de negociação. Foram utilizadas quatro séries históricas de alguns dos principais ativos do mercado financeiro brasileiro. Os resultados apresentados, apesar de preliminares, se mostram promissores.

**Index Terms**—Sistemas Operacionais de Negociação, Métodos para Tomada de Decisão Multicritério, Mercado Financeiro.

## I. INTRODUÇÃO

O mercado financeiro pode ser classificado como um sistema [1]: complexo, não linear, não estacionário, variante no tempo, e, ainda, sujeito a diversos fatores, incluindo: eventos políticos; notícias econômicas; influência internacional, dentre outros. Diversos estudos comprovam que a predição dos retornos dos ativos financeiros é uma tarefa desafiadora [2].

Uma maneira de se atuar nesse mercado é por meio da Análise Fundamentalista, que utiliza fatores econômicos para estimar os valores intrínsecos dos ativos financeiros [3]. Por outro lado, a Análise Técnica (AT) se baseia no estudo da evolução temporal da série histórica de preços, tendo as seguintes premissas básicas [4]: i) os movimentos de mercado refletem tudo o que é importante, ii) os preços se movimentam através de tendências e iii) a evolução dos preços se repete.

Diversos tipos de estratégias de negociação baseadas na AT foram propostas na literatura [5]. Algumas se baseiam em indicadores “clássicos” como médias móveis, índice de força relativa, entre outros. Recentemente, alguns estudos têm combinado essas ferramentas tradicionais com técnicas: de inteligência artificial [6, 7]; de reconhecimento de padrões [8, 9]; e de processamento de sinais [10–12].

Jaekle and Tomasini [13] definem um Sistema Operacional de Negociação como “um conjunto preciso de regras que automaticamente, e sem nenhuma intervenção discricionária,

definem os momentos de entrada e saída do mercado.” Esse conceito se refere à negociação de compra e venda de ativos financeiros baseada, estritamente, em sinais provenientes de estratégias codificados em algoritmos computacionais. Como esses procedimentos são bem definidos, não existe dúvida em relação a “onde” e “quando” aplicá-las. Essa receita - conjunto de regras e procedimentos - define a estratégia de negociação a ser utilizada. Stridsman [14] argumenta que um *sistema operacional ideal* poderia ser definido como aquele que gera ordens de compra e/ou venda no limite extremo do preço em cada ponto de mudança (ou ponto de reversão de tendência). A Figura 1 ilustra um sistema operacional de negociação.

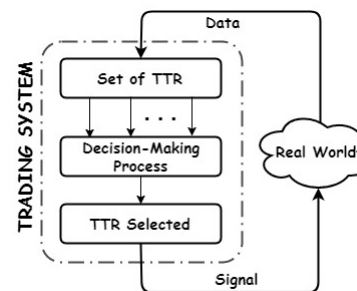


Figura 1: Esquemático de um Sistema Operacional de Negociação.

No presente trabalho são discutidos dois métodos para tomada de decisão multicritério aplicados a um sistema operacional de negociação: i) o TODIM, método multicritério discreto fundamentado na Teoria dos Prospectos; e ii) um ensemble em que a tomada de decisão se baseia em uma eleição via comitê. O conjunto de regras de negociação utilizados se apoiam em indicadores clássicos amplamente difundidos na literatura [4, 13, 14]. Diferentes simulações computacionais são apresentadas utilizando-se quatro séries históricas de ações do mercado brasileiro.

O restante desse texto é organizado como se segue. Na seção II é proposta uma fundamentação teórica dos principais conceitos necessários. O procedimento experimental é discutido na seção III, enquanto os resultados são apresentados na seção IV e discutidos na seção V. Finalmente, a conclusão desse trabalho e algumas direções futuras são tema da seção VI.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nessa seção é apresentada uma breve discussão teórica acerca dos principais conceitos relacionados ao presente trabalho. Esse texto se inicia com uma sucinta revisão de dois métodos para tomada de decisão multicritério, o TODIM e o ensemble, seções II-A e II-B, respectivamente. A utilização de ferramentas baseadas na AT é brevemente explorada da seção II-C, enquanto as métricas de desempenho utilizadas são detalhadas na seção II-D.

### A. Tomada de Decisão Interativa Multicritério (TODIM)

Na teoria econômica tradicional, cada agente é similar e racional. Entretanto, tais suposições não são baseadas em evidências empíricas. A maioria dos métodos de tomada de decisão multicritério se baseiam na maximização de alguma função objetivo. Por sua vez, o método TODIM, proposto por Gomes and Lima [15], utiliza na sua fundamentação a Teoria dos Prospectos [16]. Essa teoria propõe uma modelagem do comportamento humano para tomada de decisões em cenários de risco [17]. Por um lado, seres humanos tendem a ser mais conservadores em relação ao risco nas situações que envolvem ganhos. Por outro lado, em situações que envolvem perdas, mostram-se mais propensos ao risco. A Teoria dos Prospectos tem se mostrado mais adequada para modelar a tomada de decisão no contexto de mercados financeiros [18].

No método TODIM, considera-se um conjunto de  $n$  alternativas a serem ordenadas na presença de  $m$  critérios quantitativos ou qualitativos, formando-se a matriz de julgamentos, conforme exemplo mostrado na Tabela I. No presente trabalho essa matriz é formada diretamente a partir das diferentes métricas de desempenho apresentadas na seção II-D.

Sharpe	Omega	Ex. Var	Calmar	Lucro (%)	F. Lucro	R. Payoff	Esper. M
0.0731	1.2958	0.0424	0.0043	300.6529	0.5798	0.4910	-0.2023
0.0803	1.3264	0.0463	0.0052	354.4406	0.5105	0.3928	-0.2239
0.0771	1.3151	0.0446	0.0052	330.1258	0.5323	0.3267	-0.1886
0.0646	1.2562	0.0376	0.0040	245.9310	0.6004	0.3374	-0.1541
0.0639	1.2505	0.0372	0.0041	244.3992	0.6041	0.3679	-0.1612
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.0338	1.1696	0.0200	0.0020	60.7919	0.4053	0.3839	-0.3081

**Tabela I:** Trecho da matriz de julgamentos, em que nas linhas tem-se as diferentes estratégias de negociação, enquanto nas colunas as métricas de desempenho utilizadas.

O método TODIM fornece como resultado final o valor global das alternativas sequenciadas por ordem de preferência. Para tanto, a segunda matriz é a de comparação entre pares de critérios. Para que se façam os cálculos dos valores de cada alternativa, é necessário que, antes, sejam determinadas as dominâncias de cada alternativa em relação a cada uma das outras. As equações constitutivas do método são:

$$\delta(A_i, A_j) = \sum_{c=1}^m \phi_c(A_i, A_j), \forall (i, j) \quad (1)$$

$$\phi_c(A_i, A_j) = \begin{cases} \sqrt{\frac{w_{rc}(P_{ic}-P_{jc})}{\sum_{c=1}^m w_{rc}}}, & \text{if } P_{ic} > P_{jc} \\ 0, & \text{if } P_{ic} = P_{jc} \\ -\frac{1}{\theta} \sqrt{\frac{w_{rc}(P_{jc}-P_{ic})}{\sum_{c=1}^m w_{rc}}}, & \text{if } P_{ic} < P_{jc} \end{cases} \quad (2)$$

$$\quad (3)$$

$$\quad (4)$$

onde  $\delta(A_i, A_j)$  é a métrica de dominância da alternativa  $A_i$  sobre a alternativa  $A_j$ ;  $w_{rc}$  é o fator de escala para o critério individual  $c$ ;  $P_{ic}$  e  $P_{jc}$  se referem aos valores das alternativas  $A_i$  e  $A_j$  em relação à  $c$ . O fator de mitigação do risco é  $\theta$ ; e  $\phi_c(A_i, A_j)$  é a contribuição de  $c$  em  $\delta(A_i, A_j)$  na comparação entre as alternativas  $i$  e  $j$ . As equações (2), (3) and (4) apresentam as contribuições parciais no cálculo da matriz de dominância.

Após serem efetuados os cálculos, será montada a matriz quadrada  $\delta(i, j)$ , de ordem  $n$ , onde  $n$  é o número de alternativas. Esta matriz é denominada matriz de dominâncias relativas das alternativas. Os valores totais das alternativas são determinados através do seguinte cálculo:

$$\xi_i = \frac{\sum_{j=1}^n \delta(A_i, A_j) - \text{Min}_i \sum_{j=1}^n \delta(A_i, A_j)}{\text{Max}_i \sum_{j=1}^n \delta(A_i, A_j) - \text{Min}_i \sum_{j=1}^n \delta(A_i, A_j)} \quad (5)$$

Cada valor  $\xi_i$  é, portanto, uma soma de linhas normalizadas da matriz de dominâncias. Depois de calculados estes valores são ordenados, determinando-se, assim, a sequência de alternativas. Finalmente, para uma discussão detalhada acerca do método TODIM sugere-se Gomes et al. [19].

### B. Ensemble

Nesse método para tomada de decisão multicritério, é feita a escolha de apenas uma estratégia, selecionada em uma decisão via comitê. Para tanto, é escolhida a estratégia de melhor desempenho em cada métrica. Cada métrica, possui, portanto, um “voto”. Na sequência, no processo decisório é selecionado a estratégia que tenha o maior número de votos. Seu desempenho é, então, avaliado em todas as métricas.

### C. Análise Técnica

O objetivo geral da AT é extrair padrões (não lineares) que serão utilizados para a construção de estratégias de negociação, a partir análise da série de preços de um ativo financeiro, capturando movimentos de mercado significativos e ignorando suas flutuações aleatórias. Regras (ou estratégias) de negociação podem ser definidas como um operador que transforma um sinal de entrada (preços históricos) em um sinal de saída (ordens de compra/venda) capaz de evidenciar algumas oportunidades escondidas na dinâmica do mercado [20]. Para detalhes acerca das regras de negociação aqui utilizadas, ver Leles [21, Seção 2.2].

### D. Métricas de Desempenho

Quanto melhor e mais robusto um sistema, maior a probabilidade de o mesmo continuar obtendo resultados semelhantes aos de *backtesting* quando operando em dados reais. A medição de resultados em termos percentuais é indicada por refletir os movimentos relativos do mercado, independente da posição do mesmo, uma vez que o nível de preço da ação não deve influenciar os resultados das métricas em estudo. Nesse trabalho são utilizadas 8 diferentes métricas de desempenho: Lucro Bruto, Fator de Lucro, Razão de Payoff, Esperança, Matemática, Índice de Sharpe, índice Omega, Índice de Calmar e Excesso VaR, conforme detalhado em Leles [21, Seção 2.3].

### III. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

O método de pesquisa utilizado se baseia na realização de simulações históricas do desempenho de diversas regras, as quais produzem métricas observáveis de sua performance. Entretanto, existe uma grande diferença entre o resultado obtido pelo sistema operacional quando é aplicado a dados históricos, considerando que seus parâmetros tenham sido otimizados utilizando esses dados, do resultado que o mesmo vai produzir quando aplicado a dados reais, ou dados que não foram utilizados durante as simulações.

Para se realizar tal avaliação é de fundamental importância a separação da massa de dados em duas partes, uma para treinamento e outra para validação do modelo (ou dos parâmetros) obtidos durante o treinamento, conforme Figura 2.

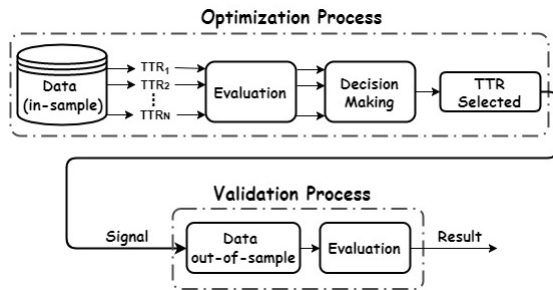


Figura 2: Esquemático para Simulação de um Sistema Operacional de Negociação, destacando-se a utilização de duas bases de dados distintas: uma para treinamento e outra para validação.

O procedimento apresentado na Figura 2 é iterativo, em que uma janela de dados é deslocada a cada iteração. Esse processo é conhecido como teste *walk forward*.

A base de dados utilizada representa algumas das principais ações do mercado brasileiro, incluindo: Bradesco (ativo BBDC4), Braskem (BRKM5), Cemig (CMIG4), Petrobrás (PETR4). O período de análise se estende de 03/jan/2002 a 31/dez/2016. A Tabela II apresenta algumas estatísticas dos retornos, totalizando 3715 amostras.

Índice	$\bar{R}(10^4)$	$\sigma(10^2)$	Max	Min	Assim.	Curt.	Teste JB
Bradesco	7,146	2,241	0,22	-0,11	0,534	7,812	3760,0
Cemig	5,157	2,507	0,15	-0,21	-0,123	7,143	2665,7
Braskem	5,866	2,803	0,21	-0,20	0,301	6,523	1976,7
Petrobrás	3,872	2,643	0,16	-0,14	0,211	6,614	1831,6

Tabela II: Estatística dos retornos, onde  $\bar{R}$  indica a média (geométrica),  $\sigma(10^2)$  o desvio padrão e JB o teste de Jarque and Bera [22].

As diferentes regras de negociação utilizadas podem ser obtidas na Tabela 5.3 de Leles [21, Seção 5.2.4].

### IV. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nessa seção são apresentados os resultados experimentais do presente trabalho. A Figura 3 apresenta uma análise comparativa da evolução temporal: B&H, TODIM e Ensemble. A Figura 4 ilustra a análise de sensibilidade do fator mitigador de risco,  $\theta$ . Finalmente, a Figura 5 as respectivas curvas de capital para diferentes valores desse parâmetro.

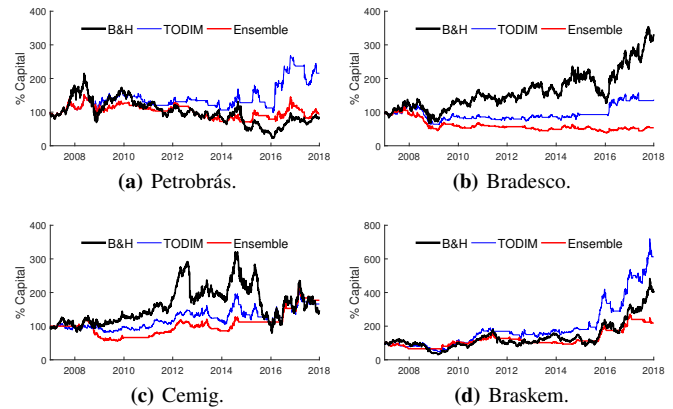


Figura 3: Comparação da evolução temporal: B&H, TODIM e Ensemble.

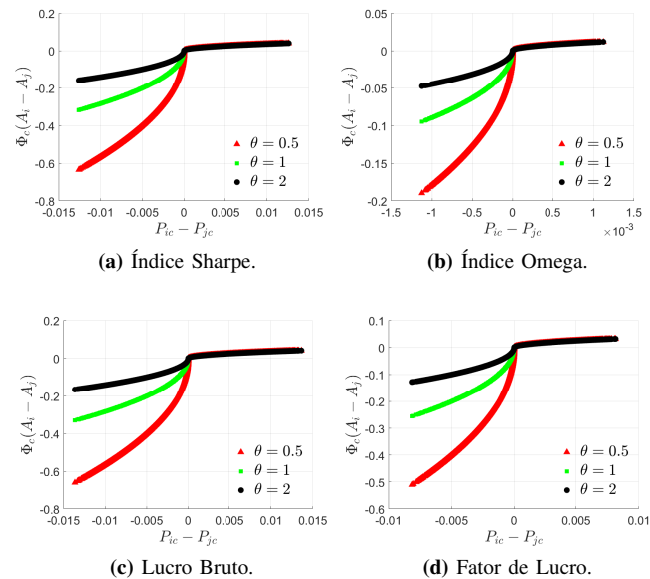


Figura 4: Análise de sensibilidade: variação do parâmetro  $\theta$ .

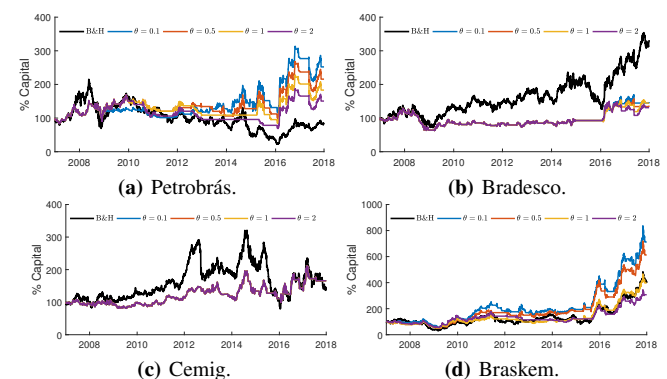


Figura 5: Curvas de capital para diferentes valores do parâmetro  $\theta$ .

## V. DISCUSSÃO

Uma forma de avaliação das estratégias de negociação faz uso de séries históricas da evolução temporal do preço de determinado ativo financeiro, técnica conhecida como *backtesting*. A utilização dessa técnica visa verificar o desempenho que teria sido produzido por uma estratégia de negociação quando aplicada em determinada ativo. Diversos estudos se baseiam nesse tipo de abordagem [7, 10, 11, 21, 23–25].

Pela análise da Figura 3, observa-se que, de forma geral, os resultados obtidos pelo TODIM foram superiores aos do Ensemble. Em duas simulações, Figuras 3a e 3d, o método TODIM alcançou um lucro maior que o método B&H. Em uma simulação foi pior, Figura 3b, enquanto na Figura 3c a performance foi semelhante. Entretanto, uma análise mais detalhada, comparando-se numericamente o desempenho a partir de métricas de desempenho adequadas se faz necessário.

A variação do parâmetro  $\theta$ , o fator mitigador de risco, ilustrada na Figura 4, está de acordo com a curva na forma de “S” da Teoria dos Prospectos. Pela análise da Figura 5 pode-se observar que diferentes valores para esse parâmetro podem afetar a ordenação das alternativas, influenciando diretamente, portanto, os resultados obtidos.

A utilização da Análise Técnica, embora aceita entre profissionais do mercado financeiro, ainda é controversa no meio acadêmico. Diversos estudos defendem a sua utilização [24], enquanto outros a criticam [26]. A metodologia aqui empregada, em que dois métodos para tomada de decisão multicritério foram utilizados, pode contribuir com essa discussão.

## VI. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

No presente trabalho foram discutidos dois métodos para tomada de decisão multicritério aplicados a um sistema operacional de negociação, o método TODIM e um método baseado em um Ensemble. Diferentes simulações foram apresentadas baseadas em quatro series históricas de ações do mercado brasileiro. Os resultados apresentados, apesar de preliminares, se mostraram promissores.

O desempenho de estratégias de negociação baseados em AT pode ser avaliado sob diferentes condições de mercado. A abordagem aqui apresentada pode contribuir, portanto, com o debate acadêmico acerca da lucratividade de estratégias baseadas na AT. Para tanto, um melhor entendimento do efeito do fator mitigador de risco,  $\theta$ , no contexto aqui apresentado, se faz necessário. Os pesos de cada métrica foram mantidos constantes durante toda simulação. Como trabalhos futuros, os autores desse trabalho estão investigando diferentes métodos de Inteligência Artificial que poderiam ser utilizados para sintonia desses parâmetros.

## REFERÊNCIAS

- [1] Z. Eisler and J. Kertesz, “Size matters: some stylized facts of the stock market revisited,” *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, vol. 51, no. 1, pp. 145–154, 2006.
- [2] R. T. F. Nazário, J. L. e Silva, V. A. Sobreiro, and H. Kimura, “A literature review of technical analysis on stock markets,” *The Quarterly Review of Economics and Finance*, vol. 66, pp. 115–126, 2017.
- [3] R. W. Banz, “The relationship between return and market value of common stocks,” *Journal of financial economics*, vol. 9, no. 1, pp. 3–18, 1981.
- [4] J. J. Murphy, *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York Institute of Finance, 1999.
- [5] R. W. Colby, *The Encyclopedia of Technical Market Indicators*, 2nd ed. McGraw-Hill, 2003.
- [6] R. C. Cavalcante, R. C. Brasileiro, V. L. Souza, J. P. Nobrega, and A. L. Oliveira, “Computational intelligence and financial markets: A survey and future directions,” *Expert Systems with Applications*, vol. 55, pp. 194–211, 2016.
- [7] E. F. Sbruzzi, M. C. R. Leles, and C. L. Nascimento-Jr, “Introducing learning automata to financial portfolio components selection,” in *2018 Annual IEEE International Systems Conference (SysCon)*, 2018, pp. 1–6.
- [8] T.-I. Chen and F.-y. Chen, “An intelligent pattern recognition model for supporting investment decisions in stock market,” *Information Sciences*, vol. 346, pp. 261–274, 2016.
- [9] R. Cervelló-Royo, F. Guijarro, and K. Michniuk, “Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the djia index with intraday data,” *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 14, pp. 5963–5975, 2015.
- [10] M. C. R. Leles, L. A. Mozelli, C. L. Nascimento-Junior, E. F. Sbruzzi, and H. N. Guimarães, “Study on Singular Spectrum Analysis as a new technical oscillator for trading rules design,” *Fluctuations and Noise Letters*, vol. 17, no. 4, p. 1850034, 2018.
- [11] M. C. R. Leles, L. A. Mozelli, and H. N. Guimarães, “New trend-following indicator: Using SSA to design trading rules,” *Fluctuation and Noise Letters*, vol. 16, no. 2, p. 1750016, 2017.
- [12] H. Liu, P. Ji, and J. Jin, “Intra-day trading system design based on the integrated model of wavelet de-noise and genetic programming,” *Entropy*, vol. 18, no. 12, p. 435, 2016.
- [13] U. Jaekle and E. Tomasi, *Trading Systems: A New Approach to System Optimisation and Portfolio Construction*. Harriman House, 2009.
- [14] T. Stridsman, *Trading Systems That Work: Building and Evaluating Effective Trading Systems*. McGraw-Hill, 2000.
- [15] L. Gomes and M. Lima, “Todim: Basics and application to multicriteria ranking of projects with environmental impacts,” *Foundations of Computing and Decision Sciences*, vol. 16, no. 4, pp. 113–127, 1992.
- [16] D. Kahneman and A. Tversky, “Prospect theory: An analysis of decision under risk,” *Econometrica*, vol. 47, no. 2, pp. 263–291, 1979.
- [17] M. C. R. Leles, E. F. Sbruzzi, C. L. N. Junior, R. F. Magalhães, and L. A. Rangel, “Analysis of the Brazilian Research Agencies using a Multicriteria Decision Aid known as TODIM,” in *2019 IEEE International Systems Conference (SysCon)*. IEEE, 2019, pp. 1–8.
- [18] P. A. L. de Castro, A. R. B. Teodoro, L. I. de Castro, and S. Parsons, “Expected utility or prospect theory: Which better fits agent-based modeling of markets?” *Journal of Computational Science*, vol. 17, pp. 97–102, 2016.
- [19] L. F. A. M. Gomes *et al.*, “An application of the todim method to the multicriteria rental evaluation of residential properties,” *European Journal of Operational Research*, vol. 193, no. 1, pp. 204–211, 2009.
- [20] A. W. Lo, H. Mamaysky, and J. Wang, “Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation,” *The Journal of Finance*, vol. 55, no. 4, pp. 1705–1765, 2000.
- [21] M. C. R. Leles, “Análise Espectral Singular aplicada no desenvolvimento de Estratégias de Negociação para o Mercado de Capitais,” Ph.D. dissertation, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica., Universidade Federal de Minas Gerais, 2017, <https://www.ppgee.ufmg.br/defesas/279D.PDF>.
- [22] C. M. Jarque and A. K. Bera, “Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals,” *Economics Letters*, vol. 7, no. 4, pp. 313 – 318, 1981.
- [23] M. C. R. Leles, A. S. Vale-Cardoso, M. G. Moreira, E. F. Sbruzzi, C. L. Nascimento-Jr, and H. N. Guimarães, “A Singular Spectrum Analysis based trend-following trading system,” in *2018 Annual IEEE International Systems Conference (SysCon)*, 2018, pp. 1–5.
- [24] W. Brock, J. Lakonishok, and B. LeBaron, “Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns,” *Journal of Finance*, vol. 47, no. 5, pp. 1731–1764, 1992.
- [25] M. C. R. Leles, A. S. Vale-Cardoso, M. G. Moreira, C. L. N. Junior, E. F. Sbruzzi, H. N. Guimarães, and L. A. Mozelli, “Recursive Singular Spectrum Analysis Applied to the Design of a Trading System,” in *2019 Annual IEEE International Systems Conference*. IEEE, 2019, pp. 1–8.
- [26] R. Sullivan, A. Timmermann, and H. White, “Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap,” *Journal of Finance*, vol. 54, no. 5, pp. 1647–1691, 1999.