

NEGOCIAÇÃO AUTOMATIZADA BASEADA EM ANÁLISE GRÁFICA ? FIBONACCI E PARABOLIC SAR

Autoria

Alexandre Martins Carvalho
Universidade Federal de Uberlândia

Professor Orientador

Dr. Flávio Luiz de Moraes Barboza

Resumo

O estudo teve como intuito a compreensão da análise técnica (também conhecida como análise gráfica) a partir dos indicadores gráficos Fibonacci e Parabolic SAR. Sendo assim, o objetivo do trabalho é operacionalizar estratégias de negociação automatizada através de robôs de investimentos com base nesses indicadores. A metodologia utilizada partiu de testes de diversos cenários para posteriormente comparar seus resultados em relação à estratégia de buy and hold. Os cenários se divergiam em relação à utilização de fatores de riscos, timeframes e níveis Fibonacci. Como resultado, conclui-se que a utilização da análise gráfica por meio da negociação automatizada pode resultar em lucros acima da estratégia buy and hold. Entretanto, a utilização desse método de negociação apresenta um alto nível de volatilidade.

**NEGOCIAÇÃO AUTOMATIZADA BASEADA EM ANÁLISE GRÁFICA –
FIBONACCI E *PARABOLIC SAR***

ÁREA TEMÁTICA 06 - FINANÇAS

RESUMO

O estudo teve como intuito a compreensão da análise técnica (também conhecida como análise gráfica) a partir dos indicadores gráficos Fibonacci e *Parabolic SAR*. Sendo assim, o objetivo do trabalho é operacionalizar estratégias de negociação automatizada através de robôs de investimentos com base nesses indicadores. A metodologia utilizada partiu de testes de diversos cenários para posteriormente comparar seus resultados em relação à estratégia de *buy and hold*. Os cenários se divergiam em relação à utilização de fatores de riscos, *timeframes* e níveis Fibonacci. Como resultado, conclui-se que a utilização da análise gráfica por meio da negociação automatizada pode resultar em lucros acima da estratégia *buy and hold*. Entretanto, a utilização desse método de negociação apresenta um alto nível de volatilidade.

Palavras Chave: Análise Gráfica, Fibonacci, Parabolic SAR.

1. INTRODUÇÃO

De acordo com Fama (1965) há correntes de pensamentos no campo teórico das finanças que divergem no modo de pensar o comportamento dos preços futuros de ativos: por um lado têm-se pensadores que afirmam que o preço futuro é aleatório, por outro lado, há quem diga que preços seguem certos padrões históricos. O primeiro grupo compõe pensadores que acreditam na hipótese do mercado eficiente.

Nessa corrente de pensamentos, segundo Lo (2007), têm-se como figuras principais Eugene Fama e Paul Samuelson. Segundo Fama (1970), um mercado no qual os preços refletem a totalidade das informações disponíveis é chamado de eficiente, podendo-se segregar na forma forte, semi-forte e fraca. Para Bruni & Famá (1998), os preços sempre refletem as informações disponíveis, pois o mercado é composto por investidores racionais, inexistindo, portanto, oportunidades de ganhos anormais.

Por outro lado, temos autores que afirmam que é possível obter ganhos anormais a partir de análises que encontrem imperfeições de mercado, fundamentalista ou gráfica. Ohlson (1990), Frankel & Lee (1998), Piotroski (2000), encontram evidências que é possível utilizar análises contábeis para prever preços futuros dos ativos. Abarbanell (1991), conclui que as previsões dos analistas não contemplam todas informações de mercado, contradizendo a premissa de que investidores são racionais na tomada de decisão.

Brown, *et al.* (1998), afirma que Charles Henry Dow, deu início aos estudos em análise técnica, ao observar padrões em uma carteira de ativos. A partir dos estudos de Charles Henry Dow, ainda de acordo com Brown, *et al.* (1998), seu sucessor, William Peter Hamilton, terminou de escrever a Teoria de Dow.

Levich & Thomas (1993), apresentaram evidências de que métodos para *trade* com base na análise gráfica podem gerar retornos positivos. Neely, *et al.* (1997) utilizaram técnicas de programação para operar estratégias de *trading* com base na análise gráfica, obtendo como resultado retornos positivos acima do normal, para o período de 1981 até 1995.

Dentre os vários indicadores técnicos existentes, destacam-se o Fibonacci e *Parabolic SAR*. De acordo com Roberts (1959), o estudo do método gráfico pode se pautar em evidências de estudos empíricos, bem como processos físicos observáveis na natureza. Para Gaucan (2011), a sequência numérica Fibonacci, presente tanto na matemática quanto na natureza, cria padrões que são chamados de razão de ouro, as quais são usadas para formar o indicador utilizado na análise técnica. De acordo com Battacharya & Kumar (2006), as razões calculadas pelo método Fibonacci indicam possíveis pontos de mudança da direção da tendência, indicando pontos de entrada ou saída.

O indicador *Parabolic SAR* (*Parabolic Stop and Reverse, PSAR*), tem seu uso, de acordo com Nan & Sun (2011), com o objetivo de determinar tendência no preço do ativo estudado. Ainda segundo Nan & San (2011), é indicado que utilize o PSAR para definir como irá operar: se indicar uma possível alta de preços, entrar comprado, se indicar queda, operar vendido.

2. PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETIVO

Para Sherstov & Stone (2006), o estudo que envolve a negociação automatizada tem uma extrema importância prática, devido a mudança das operações no mercado financeiro decorrente a partir do desenvolvimento em que se encontra a *Internet*. Ainda segundo Sherstov & Stone (2006), a nova natureza eletrônica das

transações do mercado possibilita ao investidor desenvolver métodos automatizados para realizar suas aplicações, servindo como alternativa à ação humana.

Os indicadores técnicos, portanto, serviram como base para o desenvolvimento de uma estratégia criada em forma de algoritmo para ser operada de forma independente da ação humana. Sendo assim o algoritmo funciona como uma espécie de “robô” de investimento, operando a partir de uma estratégia pré-determinada sem a necessidade de interferências direta de pessoas.

O presente estudo tem como intuito entender como os indicadores técnicos Fibonacci e *Parabolic Sar* funcionam em conjunto, para em seguida montar uma estratégia de operação automatizada, testando sua eficácia. Sendo assim, o objetivo desse trabalho é comparar a estratégia de negociação automatizada com a estratégia *buy-and-hold* e comprovar a eficácia da análise gráfica para operar no mercado financeiro.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Os estudos que fundamentam este trabalho levam em conta teorias sobre como os preços dos ativos se comportam na economia, concordando ou não com a previsibilidade dos preços futuros. Dentre elas a Hipótese do Mercado Eficiente, discordando da possibilidade de prever movimentos futuros nos preços do ativo, enquanto do outro lado encontram-se as análises fundamentalistas e gráficas, desenvolvendo estudos que identifica padrões possibilitando a predição dos movimentos de preços futuros.

3.1. Hipótese do Mercado Eficiente

Fama (1965) diz que uma pergunta controversa permeia os estudos no campo das finanças, servindo como base em estudos com resultados opostos: até que ponto preços passados de ativos podem influenciar seus preços futuros? Ainda segundo Fama (1965), de um lado têm-se os grafistas mostrando que é possível encontrar padrões gráficos para “prever” preços futuros, outros autores se baseiam na *random walk theory*, na qual diz que o comportamento de preços futuros é independente de preços passados.

A origem da hipótese do mercado eficiente (HME), segundo Andrew W. Lo (2007), deu-se início com estudos na década de 1960 com Eugene Fama e Paul Samuelson. Andrew W. Lo (2007) cita que a primeira contribuição com a teoria veio com o artigo de Paul Samuelson em 1965, “*Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly*”. Samuelson (1965), a partir de um modelo estocástico da mudança de preço, conclui que o preço futuro não segue nenhuma correlação com os preços passados.

De acordo com Lo (2007), a HME assume que um mercado em que as informações são distribuídas de forma eficiente, evitando a possibilidade de se operar com informações privilegiadas, não seria possível prever as alterações de preço de um determinado ativo se as mesmas fossem corretamente incorporadas no preço dos ativos. Dessa forma, as informações distribuídas no mercado de forma eficiente seriam incorporadas as expectativas dos *players* e devidamente precificadas.

Para Fama (1970), a primeira regra do mercado de capital é a alocação do estoque de capital na economia, ou seja, as firmas alocam seus recursos em produção ou investimentos e os investidores alocam seus recursos em ativos de firmas, assumindo que o valor de seus ativos está inteiramente refletido a partir de toda informação que há no mercado, formando assim um mercado eficiente. *A market in*

which prices always “fully reflect” available information is called “efficient.” (FAMA, Eugene F., 1970).

Fama (1970) propõe três modelos para analisar a hipótese do mercado eficiente: forma fraca, semi-forte e forte. O modelo para testar a HME em sua forma fraca, de acordo com Fama (1970), analisa apenas o preço histórico, não representando uma boa forma de análise de uma empresa para realizar investimento; já o modelo para testar a forma semi-forte, olha se os preços estão ajustados com as informações públicas das empresas, enquanto o modelo da forma forte considera que existem grupos com monopólios de acesso a informações que afetam o preço do ativo.

A Hipótese do Mercado Eficiente foi de grande importância para consolidação e evolução dos estudos em finanças, entretanto há correntes de pensamentos dentro da Teoria de Finanças que contrapõe seus argumentos. Para Bruni & Famá (1988), existem vários estudos que apresentam evidências contrárias a HME, as quais o autor classifica de anomalias dos mercados de capitais, dentre elas: as análises técnicas (ou gráficas) e fundamentais (a qual utiliza como base informações contábeis, setoriais e macroeconômicas).

Seguindo os preceitos das análises fundamentalistas, Ohlson (1990) afirma que o estudo de informações contábeis é relevante ao definir o *valuation* de um ativo, havendo uma relação entre variáveis contábeis com o preço do ativo. Outros autores, como Frankel & Lee (1998) encontraram evidências de que informações contábeis está correlacionada com o preço dos ativos.

3.2. Teoria de Dow

A Teoria de Dow teve início com as publicações do editor do *The Wall Street Journal*, Charles Henry Dow. De acordo com Brown, *et al.* (1998), Charles Dow faleceu em 1902, deixando seus estudos para William Peter Hamilton.

Para Brown, *et al.* (1998) a teoria de Dow tem como premissa que o funcionamento do mercado acionário segue de acordo com padrões que persistem entre tendências de alta (*bull*) e baixa (*bear*). Ainda segundo Brown, *et al.* (1998), mesmo que as análises possam ser dificultadas por volatilidades de curto prazo, Hamilton afirmava que ao traçar a curva de preços passados permite ao analista identificar qual será a tendência do mercado.

Brown, *et al.* (1998), argumentam que tais tendências (*bearish* e *bullish*) analisadas pela teoria de Dow são ocasionadas em função da irracionalidade do investidor, o qual não incorpora essas “irracionalidades” em suas expectativas para o preço do ativo. Tais movimentos do mercado seguem padrões que são abordados nos estudos de Brown, *et al.* (1998) como primeira, segunda e terceira tendências, tendo a primeira como mais importante.

Brown, *et al.* (1998) enfatizam que a primeira tendência irá classificar o mercado como *bearish* ou *bullish*, refletindo os fundamentos da atividade econômica daquele mercado, bem como as alterações de preços futuros.

Robert Rhea (1932) analisa o *bull market* a partir de três estágios: o primeiro tendo como característica o aumento da confiança no futuro dos negócios, no segundo estágio ocorre a precificação dos resultados corporativos e o no terceiro ocorre uma diminuição da especulação. Em relação ao *bearish market*, Rhea (1932) afirma que o primeiro movimento significa a perda de esperança com o ativo, o qual teve seu preço inflacionado por sentimentos (ou movimentos) passados, o segundo estágio ocorre quando se começa a precificar resultados ruins nos negócios enquanto o terceiro

pode-se dizer que é um movimento em massa daquele ativo, independente de seu valor.

3.3. Análise Técnica

A análise de preços históricos de ativos é, de acordo com Roberts (1959), bastante estudada no campo das finanças, ao passo que muitos analistas tentam encontrar padrões gráficos para projetar o que irá acontecer com os preços futuros. A teoria de Dow, ainda segundo Roberts (1959), é uma das várias evidências de que a análise gráfica é utilizada no mercado financeiro.

Para Allen & Taylor (1990), a principal diferença entre a análise fundamentalista e a análise técnica é que essa utiliza apenas os dados da ação do preço de mercado, enquanto aquela estuda qual a razão que levou àquele movimento. Em linha com a definição de Allen & Taylor (1990), Neely & Weller (1999) utiliza como conceito de análise gráfica a utilização de preços correntes e passados para definir estratégias para operar no mercado.

Osler (2003), conclui a partir de seu estudo que a análise técnica é uma boa ferramenta para projetar preços para o curto prazo, incluindo: padrões gráficos, indicadores de tendência e reversão de tendência, porém não como instrumento para definir operação de longo prazo. Entretanto, para Osler (2003), a análise técnica tem alta probabilidade de acerto no curto prazo em função do agrupamento de ordens gerado pelos sistemas operacionais. Ainda segundo o estudo, Osler (2003) mostra que existe uma tendência dos investidores em definirem ordens de *take-profit* e *stop-loss* em números redondos, gerando um agrupamento de ordens em um determinado ponto, permitindo aos indicadores de análise técnica identificar tais padrões gráficos.

Neely, *et al.* (1997) utilizaram técnicas de programação para operar estratégias de *trading* com base na análise gráfica, obtendo como resultado retornos positivos acima do normal, para o período de 1981 até 1995. Em linha com os resultados obtidos por Neely, *et al.* (1997), Levich & Thomas (1993), apresentaram evidências de que métodos para *trade* com base na análise gráfica podem gerar retornos positivos.

3.4. Fibonacci

De acordo com Roberts (1959), o estudo do método gráfico pode se pautar em evidências de estudos empíricos, bem como processos físicos observáveis na natureza. Um método de análise gráfica que se baseia em evidências encontradas na natureza é o estudo do indicador Fibonacci.

Segundo Gaucan (2011), a sequência numérica de Fibonacci advém de padrões observáveis tanto na matemática como na natureza. Além disso, Gaucan (2011) argumenta que *traders* e investidores acreditam que o mercado financeiro apresenta padrões com a estrutura coerente com os padrões encontrados a partir da sequência de Fibonacci.

Os números que formam a sequência seguem basicamente um padrão que começa com 0 e 1. A partir disso, somam-se os dois últimos números, portanto: 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, ..., n.

Para Gaucan (2011), a sequência numérica Fibonacci cria padrões que são chamadas de razão de ouro, as quais são usadas para formar o indicador utilizado na análise técnica. A fórmula básica para encontrar o número de ouro é: $x_i = \left(\frac{1+\sqrt{5}}{2}\right)^{-r}$, sabendo que “r” é o número de posições subsequentes ao dividendo que será

necessário calcular observar para encontrar o divisor, exemplo: $\frac{5}{13} \cong 0,38$ ou $x_{0,38\%} = \left(\frac{1+\sqrt{5}}{2}\right)^{-2} \approx 0,38$, segue:

$$x_{61,8\%} = \left(\frac{1+\sqrt{5}}{2}\right)^{-1} \approx 0,6180 \quad (1)$$

$$x_{23,6\%} = \left(\frac{1+\sqrt{5}}{2}\right)^{-3} \approx 0,236068 \quad (2)$$

O indicador de Fibonacci assume que os preços tendem a se comportar formando ciclos e padrões, bem como explicado por Battacharya & Kumar (2006), ao se formar uma tendência *bullish*, a força de tal tendência diminui em um certo ponto, torna-se estável, reverte para baixo para depois voltar ao seu movimento inicial de subida. Ainda de acordo com Battacharya & Kumar (2006), as faixas calculadas pelo método Fibonacci indicam possíveis pontos de mudança da direção de tendência, indicando pontos de entrada ou saída. A chave da análise gráfica, para Battacharya & Kumar (2006) é exatamente identificar, a partir de padrões no gráfico do fluxo de preço, o melhor ponto para comprar ou vender uma ação com base na probabilidade de um mesmo evento passado acontecer com os preços desse ativo novamente.

3.5. Parabolic SAR

O indicador *Parabolic SAR* (Parabolic Stop and Reverse, PSAR), tem seu uso, de acordo com Nan & Sun (2011), com o objetivo de determinar tendência no preço do ativo estudado. Ainda segundo Nan & San (2011), é indicado que utilize o PSAR para definir como ira operar: se indicar uma possível alta de preços, entrar comprado, se indicar queda, operar vendido.

O calculo do PSAR segue uma fórmula que leva em conta fatores de aceleração em relação à preços anteriores e pontos extremos para operar. Segundo Lee, *et al.* (2008) segue a fórmula do PSAR: $SAR_t = SAR_{t-1} + af \cdot (xp - SAR_{t-1})$ onde;

af = fator de aceleração

xp = ponto extremo

Dessa maneira, o ponto é igual ao preço máximo operado em tendências de alta ou o menor preço operado em tendências de baixa. Quanto maior o ponto extremo, maior a probabilidade de haver uma reversão de tendência, sendo que a cada novo pico encontrado, o fator de aceleração (af) é incrementado. Lee, *et al.* (2008) utiliza o AF sendo 0,20, até o ponto máximo de 0,2.

3.6. Negociação Automatizada: Robô de Investimentos

Para Sherstov & Stone (2006), o estudo que envolve a negociação automatizada tem uma extrema importância prática, devido a mudança das operações no mercado financeiro decorrente a partir do desenvolvimento em que se encontra a *Internet*. Ainda segundo Sherstov & Stone (2006), a nova natureza eletrônica das transações do mercado possibilita ao investidor desenvolver métodos automatizados para realizar suas aplicações, servindo como alternativa à ação humana.

Neely, *et al.* (1997) utilizaram técnicas de programação para operar estratégias de *trading* com base na análise gráfica, obtendo como resultado retornos positivos acima do normal, para o período de 1981 até 1995. Além desses, Teixeira & Oliveira (2010), também desenvolveram uma metodologia de operação automatizada por meio de análise técnicas, gerando retornos acima em relação à estratégia de *buy-and-hold*.

4. METODOLOGIA

Segundo Raupp & Beuren (2003), o trabalho realizado com base em uma pesquisa exploratória acontece quando o objeto não é inteiramente conhecido. Ainda de acordo com Raupp & Beuren (2003), a pesquisa exploratória tem como intuito esclarecer com maior profundidade as temáticas estudadas. Entretanto, a análise descritiva para Raupp & Beuren (2003) é quando se tem como objetivo identificar, relatar, comparar o objeto de estudo. Desse modo, a construção e teste de uma estratégia de investimento, em variados cenários consistem em uma pesquisa exploratória descritiva.

O robô foi operado a partir da plataforma de investimento MetaTrader4, no modo de simulação de estratégias. É necessário, portanto, definir parâmetros como o padrão de tempo do gráfico (*timeframes*), que indica de quanto em quanto tempo o gráfico gera um elemento (*candle*) representando o que aconteceu com o preço da ação naquele período (preço de abertura, fechamento, máximo e mínimo).

A metodologia de operação utilizada para construir o algoritmo do robô de investimento foi baseada em dois indicadores técnicos: parabólico SAR (PSAR) e Fibonacci. O primeiro basicamente é utilizado como um gatilho para toda estratégia, identificando qual será a possível tendência da futura variação de preços do ativo, enquanto o segundo define momentos de compra ou venda na operação.

Primeiramente, o robô passa a analisar o movimento dos preços a partir do indicador PSAR. Tal indicador funciona indicando tendências para o mercado, seja *bullish* (tendência de alta nos preços) ou *bearish* (tendência de baixa nos preços). Quando o indicador plota linhas acima das *candles* há um indicativo de queda no preço dos ativos, enquanto ao plotar linhas abaixo das *candles* há um indício de tendência de alta nos preços. Observa-se no gráfico 1 o funcionamento do indicador, no qual o ponto “A” mostra o momento em que o parabólico SAR indica mercado em queda, enquanto o ponto “B” mostra uma possível alta.

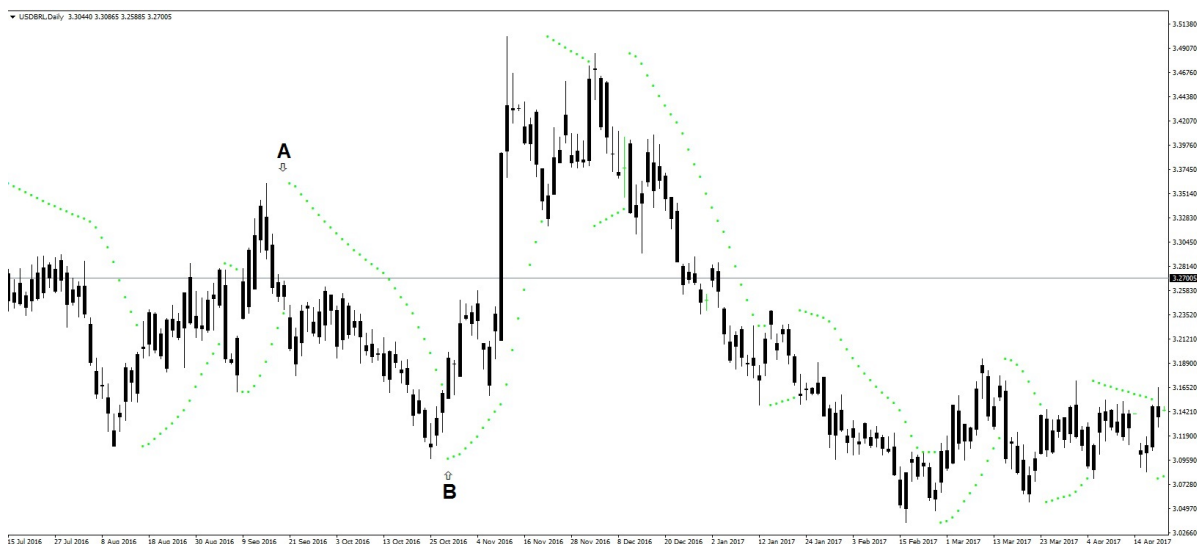


Gráfico 1- Cotação do Ativo USDBRL - Fonte: MetaTrader.

Sendo assim, quando o *Parabolic Sar* evidenciar um início de tendência na evolução a estratégia poderia começar a operar com compra ou venda. Para operar aproveitando a tendência de preços, em acordo com o estudo de Nan & Sun (2011), as ordens foram realizadas de acordo com o indício apontado pelo PSAR, ou seja,

quando indicasse mercado em queda o robô operaria apenas vendido e quando indicasse uma alta, apenas comprado.

Uma vez indicado o movimento de tendência de mercado, o algoritmo inicia o processo de decisão, ou seja, sobre qual momento irá operar, baseando-se nas curvas de Fibonacci. Para plotar tal indicador, o robô olha o período de t_{-50} , ou seja, 50 *candles* anterior ao alinhamento do PSAR, independente de qual é o período de cada *candle* e, com isso, define topo e fundo com base no maior e menor valor.

O movimento de preços baseados em Fibonacci, como mostra Battacharya & Kumar (2006) pressupõe, basicamente, que ao final de uma tendência de alta, o movimento se retrai para posteriormente voltar a sua tendência inicial, ou seja, os preços se comportam dentro de determinados ciclos. Durante o movimento de retração, há pontos em que podem ocorrer a volta à tendência inicial, as razões encontradas a partir da sequência numérica de Fibonacci.

Baseando-se nos pontos definidos pelas razões Fibonacci (23,6%, 38,3%, 50%, 61,8%, 76,4% 85,4% e 100%) o robô foi programado para operar em função de fatores de riscos pré-determinados em cada uma das razões apresentadas. Assim sendo, em cada nível que o algoritmo operava, calcula-se automaticamente com qual valor seria operado naquele *trade*, para aquele ativo, com base em qual valor está disponível no saldo da conta.

As linhas de Fibonacci plotadas 50 *candles* anterior ao alinhamento do PSAR, portanto, define os pontos “A” e “B” da tendência primária. Como gestão de riscos, a partir do momento que os pontos “A” e “B” são definidos é colocado um *stop-loss* (SL) 10% abaixo ou acima (para comprado e vendido, respectivamente) do ponto “A”.

O gráfico 2 mostra o Fibonacci plotado a partir de uma tendência *bullish*, representado pela tendencia entre os pontos, e a definição do SL 10% abaixo do ponto “A” representado pela reta horizontal. Sendo assim, os *trades* só são executados a partir da definição dos pontos “A” e “B”, operando após a correção prevista por Fibonacci para posteriormente voltar a tendência inicial.



Gráfico 2 - Cotação do Ativo USDBRL - Fonte: MetaTrader4

Deste modo, a correção ocorreria do ponto “B” até o “A2” para, posteriormente, retornar a sua trajetória de tendência inicial, representada pela reta ligando os pontos “A2” ao “B2”, como mostra o gráfico 3. Para o robô operar é necessário que a retração (movimento indicado do ponto “B” ao “A2”) cruze a linha de uma razão Fibonacci,

como mostra o caso abaixo, de cima para baixo e, posteriormente, quando o preço voltar a subir, cruzando a mesma razão de baixo para cima, o algoritmo lança uma ordem para operar o ativo.

Após o lançamento de ordem, a conclusão da operação acontece quando o preço do ativo atinge o nível de 161,8% do movimento de expansão de Fibonacci ou quando o preço do ativo retrai abaixo do nível acima de onde a ordem foi lançada. Ou seja, se a ordem foi lançada no nível 85,4% e o preço após, ultrapassar o nível de 100%, retrai abaixo do mesmo, há a realização da posição.

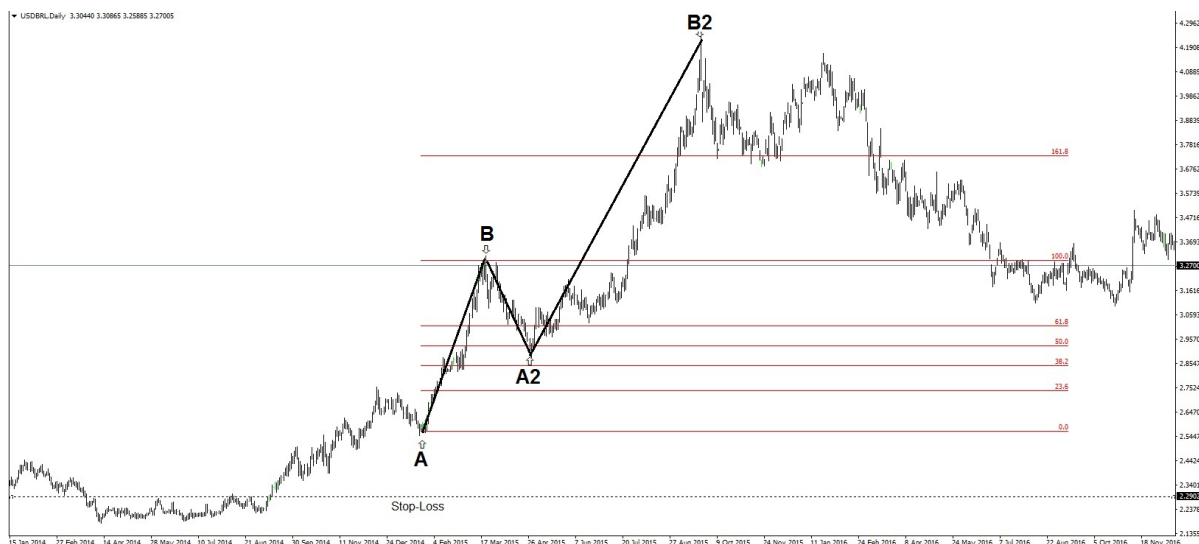


Gráfico 3 - Cotação do Ativo USDBRL - Fonte: MetaTrader4

Como base para a gestão de risco do robô, é necessário definir qual fator de risco para cada uma das razões Fibonacci antes de rodar o *backtest*. O cálculo de quanto foi operado é feito com base em quanto de risco foi pré-determinado para cada um dos níveis e o saldo em conta na hora da operação.

Os testes foram realizados simulando operação no mercado de moedas estrangeiras operando por meio do ativo dólar em relação ao real (USDBRL). O período análise foi de 02 de janeiro de 2015 até 28 de abril de 2017.

Para definição dos cenários analisados, o estudo baseou-se em uma sistemática para alocação de riscos para cada razão Fibonacci. Primeiramente, foi analisado a estratégia alocando risco individualmente para cada razão Fibonacci, em cada uma das *timeframes* possíveis, com o intuito de identificar em quais cenários haveriam um resultado positivo.

Para isso, foi realizado um teste para cada nível Fibonacci com 0,01 de fator de risco. Dessa forma, foi separado quais razões Fibonacci e quais *timeframes* geraram mais resultados positivos e quais geram resultados negativos. Como mostra a tabela 1, o gráfico diário apresentou resultados positivos.

Tabela 1 - Definição das Timeframes

Razões Fibonacci	TimeFrame			
	1 Dia	4 Horas	1 Hora	30 Minutos
100%	Lucro	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
85,40%	Lucro	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
76,40%	Lucro	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
61,80%	Lucro	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
50%	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
38,30%	Lucro	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo
23,60%	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo	Prejuízo

Fonte: Elaborado pelo autor.

Sendo assim, foi possível definir uma estratégia que alocasse risco apenas onde foi encontrado resultados positivos. Para entender como o fator de risco altera a eficiência da operação, outro cenário foi estudado a partir das razões que geraram resultados positivos, porém com um fator de risco elevado. Além desses cenários, foi realizado um teste alocando risco para as razões Fibonacci que resultaram em retornos negativos.

5. ANÁLISE DE RESULTADOS

Foram simulados 5 cenários para analisar o funcionamento indicadores técnicos em conjunto operando USD/BRL, com diferentes fatores de risco em cada uma das razões Fibonacci. Os dados históricos utilizados foram em relação ao período de 02/01/2015 até 28/04/2017, com periodicidade diária para cada *candle*.

Tabela 2 – Cenários

Cenário 1 - USDBRL		Cenário 2 - USDBRL		Cenário 3 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Razões Fibonacci	Fator de Risco	Razões Fibonacci	Fator de Risco
100%	0,05	100%	0,1	100%	0,05
85,40%	0,05	85,40%	0,1	85,40%	0,04
76,40%	0,05	76,40%	0,1	76,40%	0,03
61,80%	0,05	61,80%	0,1	61,80%	0,02
50%	0	50%	0	50%	0
38,30%	0,05	38,30%	0,1	38,30%	0,01
23,60%	0	23,60%	0	23,60%	0
Cenário 4 - USDBRL		Cenário 5 - USDBRL			
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Razões Fibonacci	Fator de Risco		
100%	0	100%	0,3		
85,40%	0	85,40%	0,2		
76,40%	0	76,40%	0		
61,80%	0	61,80%	0		
50%	0,1	50%	0		
38,30%	0	38,30%	0,1		
23,60%	0,1	23,60%	0		

Fonte: Elaborado pelo autor.

5.1. Cenário 1

Tabela 3 – Resultados Cenário 1

Cenário 1 - USDBRL		Cenário 1 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Indicadores	Resultado
100%	0,05	Depósito Inicial	R\$ 10.000,00
85,40%	0,05	Rentabilidade	55,95%
76,40%	0,05	Posição Final	R\$ 15.594,53
61,80%	0,05	Máxima Perda	R\$ 5.142,57
50%	0	Total de Operações	190
38,30%	0,05	Média de Operações com Lucro	R\$ 250,29
23,60%	0	Média de Operações com Prejuízo	R\$ 249,24
		Operação com Maior Lucro	R\$ 1.185,39
		Operação com Maior Perda	R\$ 932,36
		Operações Vendidas (ganhadoras%)	112 (60,71%)
		Operações Compradas (ganhadoras%)	78 (48,72%)
		Operações Lucrativas (%total)	106 (55,79%)

Fonte: MetaTrader4, elaborado pelo autor.

A estratégia operada para o primeiro cenário buscou um perfil mais conservador, com baixo nível de risco. Apesar do nível de risco não ser elevado, o primeiro cenário realizou um lucro considerável (\$5.594,53), uma rentabilidade de 55,95%, porém com uma alta volatilidade, evidenciada pela maior perda consecutiva de \$5.142,57 e pelo gráfico 4, representando a curva da posição de saldo disponível em relação a cada operação realizada.

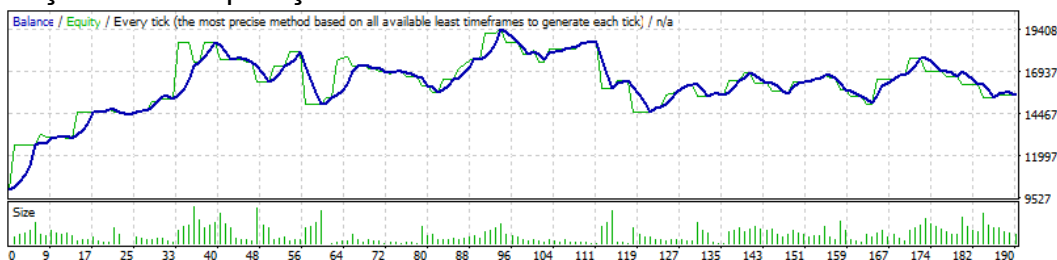


Gráfico 4 - Evolução do Saldo Disponível do Cenário 1 - Fonte: MetaTrader4

Nessa estratégia foram realizadas 190 operações, sendo que 112 foram posicionamentos vendidos e 78 posições compradas, sendo que 60,71% e 48,72%, respectivamente, geraram lucros. A média de resultado das operações com lucro (\$250,29) superou a média dos retornos das operações com prejuízo (\$249,39) em módulo por uma diferença pequena. Do total de 190 operações, 106 (55,79%) tiveram resultados positivos.

5.2. Cenário 2

Tabela 4 – Resultados Cenário 2

Cenário 2 - USDBRL		Cenário 2 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Indicadores	Resultado
100%	0,1	Depósito Inicial	R\$ 10.000,00
85,40%	0,1	Rentabilidade	90,86%
76,40%	0,1	Posição Final	R\$ 19.086,03
61,80%	0,1	Máxima Perda	R\$ 17.785,11
50%	0	Total de Operações	190
38,30%	0,1	Média de Operações com Lucro	R\$ 693,25
23,60%	0	Média de Operações com Prejuízo	R\$ 766,65
		Operação com Maior Lucro	R\$ 2.841,72
		Operação com Maior Perda	R\$ 3.033,97
		Operações Vendidas (ganhadoras%)	112 (60,71%)
		Operações Compradas (ganhadoras%)	78 (48,72%)
		Operações Lucrativas (%total)	106 (55,79%)

Fonte: MetaTrader4, elaborado pelo autor.

Para testar qual o efeito de um aumento do fator de risco no funcionamento do robô, a estratégia adotada no cenário 2 contou operações realizadas nas mesmas razões Fibonacci, porém com fator de risco multiplicado por 2. Ou seja, 10% de risco nos níveis 100%, 85,4%, 76,4%, 61,8%, e 38,3%.

Como resultado, observou-se o mesmo número de operações, vendidas e compradas, e mesmas porcentagens de acerto. Uma vez que se trata de um cenário mais arriscado, houve um resultado com rentabilidade superior, 90,86%.

A média de operações com resultado lucrativo (\$693,25) veio abaixo (em módulo) da média de operações com prejuízo (\$766,65). A operação com maior perda (\$3.033,97) também veio acima em módulo em comparação com operação de maior lucro (\$2.841,72). A posição final do segundo cenário foi de \$19.086,03. Entretanto, tal estratégia apresentou uma volatilidade alta, representada pela perda máxima de \$17.785,11. O gráfico 5 representa o saldo disponível à cada operação realizada, evidenciando ainda mais a volatilidade de tal estratégia, uma vez que o saldo chegou próximo aos \$32.000,00, tendo apenas \$19.086,03 como posição final.

5.3. Cenário 3

Tabela 5 – Resultados Cenário 3

Cenário 3 - USDBRL		Cenário 3 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Indicadores	Resultado
100%	0,05	Depósito Inicial	R\$ 10.000,00
85,40%	0,04	Rentabilidade	38,97%
76,40%	0,03	Posição Final	R\$ 13.897,27
61,80%	0,02	Máxima Perda	R\$ 1.989,87
50%	0	Total de Operações	190
38,30%	0,01	Média de Operações com Lucro	R\$ 125,86
23,60%	0	Média de Operações com Prejuízo	R\$ 112,43
		Operação com Maior Lucro	R\$ 267,46
		Operação com Maior Perda	R\$ 478,48
		Operações Vendidas (ganhadoras%)	112 (60,71%)
		Operações Compradas (ganhadoras%)	78 (48,72%)
		Operações Lucrativas (%total)	106 (55,79%)

Fonte: MetaTrader4, elaborado pelo autor.

Com o intuito de analisar o efeito de uma alocação de risco progressiva em relação à retração para os níveis Fibonacci, o cenário 3 apresentou diferentes fatores de riscos, porém mesmas razões que nos cenários 1 e 2, como mostra a tabela 5. Nesse cenário, a rentabilidade bruta foi de 38,97%, menor que as encontradas no primeiro e segundo cenário.

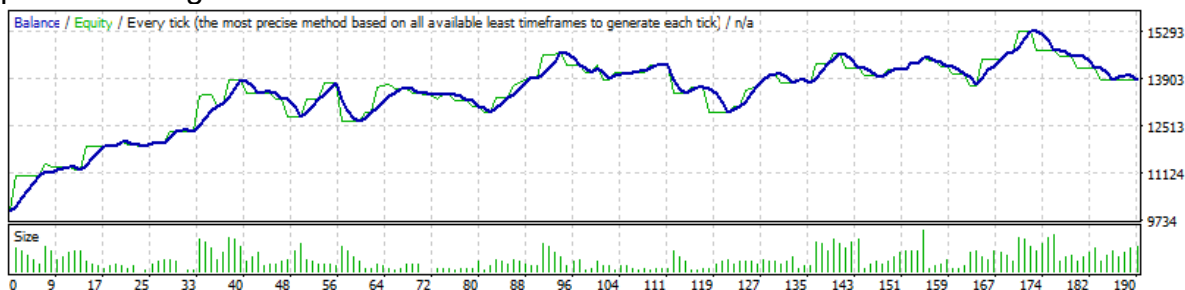


Gráfico 5 - Evolução do Saldo Disponível do Cenário 3 - Fonte: MetaTrader4

Como mostra o gráfico 6, a terceira estratégia apresentou um nível de volatilidade baixa, com o saldo disponível seguindo uma clara tendência de alta ao longo das operações, também evidenciado pela máxima perda de apenas \$ 1.989,88 para os mesmos níveis de acertos e operações, vendas e compradas, apresentadas na estratégia 1 e 2.

5.4. Cenário 4

Tabela 6 – Resultados Cenário 4

Cenário 4 - USDBRL		Cenário 4 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Indicadores	Resultado
100%	0	Depósito Inicial	R\$ 10.000,00
85,40%	0	Rentabilidade	-12,14%
76,40%	0	Posição Final	R\$ 8.786,10
61,80%	0	Máxima Perda	R\$ 5.837,90
50%	0,1	Total de Operações	17
38,30%	0	Média de Operações com Lucro	R\$ 561,57
23,60%	0,1	Média de Operações com Prejuízo	R\$ 634,05
		Operação com Maior Lucro	R\$ 1.694,92
		Operação com Maior Perda	R\$ 1.281,11
		Operações Vendidas (ganhadoras%)	9 (55,56%)
		Operações Compradas (ganhadoras%)	8 (37,50%)
		Operações Lucrativas (%total)	8 (47,06%)

Fonte: MetaTrader4, elaborado pelo autor.

O quarto cenário teve como objetivo testar uma estratégia com fatores de risco nas razões Fibonacci não contempladas nos cenários anteriores. Sendo assim, foi alocado 0,1 de fator de risco nos níveis 50% e 23,6%.

Como resultado, obteve-se apenas 17 operações, 8 compradas e 9 vendidas. Desse total, apenas 8 (47,06%) resultou em lucro. Desse modo, resultado bruto da quarta estratégia, foi um prejuízo de 12,14% (\$ -1.213,900).

5.5. Cenário 5

Tabela 7 – Resultados Cenário 5

Cenário 5 - USDBRL		Cenário 5 - USDBRL	
Razões Fibonacci	Fator de Risco	Indicadores	Resultado
100%	0,3	Depósito Inicial	R\$ 10.000,00
85,40%	0,2	Rentabilidade	320,40%
76,40%	0	Posição Final	R\$ 42.039,51
61,80%	0	Máxima Perda	R\$ 25.909,64
50%	0	Total de Operações	113
38,30%	0,1	Média de Operações com Lucro	R\$ 1.643,74
23,60%	0	Média de Operações com Prejuízo	R\$ 1.916,10
		Operação com Maior Lucro	R\$ 4.073,67
		Operação com Maior Perda	R\$ 7.252,13
		Operações Vendidas (ganhadoras%)	71 (63,38%)
		Operações Compradas (ganhadoras%)	42 (59,52%)
		Operações Lucrativas (%total)	70 (61,95%)

Fonte: MetaTrader4, elaborado pelo autor.

Para finalizar as análises operando USDBRL, o quinto cenário buscou uma estratégia com fatores de riscos mais elevados e progressivos, operando apenas nas razões 100%, 85,4% e 38,3%. Sendo assim, obteve a maior rentabilidade 320,40%, bem como o maior nível de uma perda máxima de \$ 25.909,64. Entretanto, mesmo com níveis elevado de perdas, é possível perceber uma tendência de alta nos níveis de saldo disponível, evidenciado pelo gráfico 7.

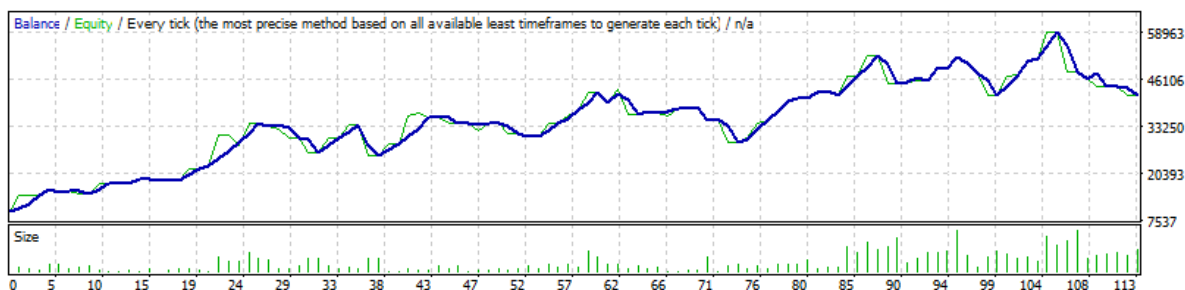


Gráfico 6- Evolução do Saldo Disponível do Cenário 5 - Fonte: MetaTrader4

Foram operadas 113 vezes, sendo que 70 (61,95%) resultaram em lucro. Foram 71 operações vendidas e 42 operações compradas, com 63,38% e 58,52%, respectivamente, de assertividade. A média das operações lucrativas (\$ 1.643,74) foram, em módulo abaixo da média das operações com prejuízo (\$ 1.916,10).

5.6. Buy and Hold contra Negociação Automatizada

A estratégia *buy and hold* consiste na compra do ativo e sua manutenção até um período pré-determinado. Sendo assim, foi analisada a variação da cotação do dólar entre o período que o robô operou, 02/01/2015 até 28/04/2017.

De acordo com dados do Banco Central, a cotação do dólar no dia 02/01/2015 era de R\$2,6951, terminando em 28/04/2017 com a cotação de R\$3,1761. Essa variação representa um aumento de 17,85%.

Tabela 8 – Resultados das Estratégias

Estratégia	Buy and Hold	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Variação	17,85%	55,95%	90,86%	38,97%	-12,14%	320,40%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se, portanto, que apenas a estratégia utilizada no cenário 4 obteve um resultado aquém da estratégia de *buy and hold*. Sendo assim, a utilização de negociação automatizada pode ser uma alternativa de investimento como parte do portfólio do investidor, tendo em vista seus retornos, volatilidade e riscos.

6. CONCLUSÃO

De acordo com a Hipótese do Mercado Eficiente, as informações disponíveis são racionalmente precificadas no preço dos ativos de forma que impossibilite um ganho anormal por meio de operações no mercado de ações. Entretanto, há correntes de pensamentos que formam análise fundamentalista e gráfica que afirma que é possível prever movimentos de preços futuros com base em indicadores pré-existentes, indicando uma irracionalidade no mercado. Sabendo disso, o estudo objetivou analisar um método de negociação automatizada com base em indicadores técnicos.

Uma mesma estratégia que aloque riscos em determinados níveis Fibonacci pode resultar em resultados não-lineares se operada com diferentes fatores de riscos. Sendo assim, é essencial que além da simulação de diversos cenários é necessária uma gestão de risco eficiente, definindo *stop-loss* e *take-profits* que vá de acordo com o perfil de risco de cada investidor.

Além disso, observa-se que há uma elevada volatilidade nos resultados das operações, tornando um investimento arriscado. Tendo isso em vista, o investidor que optar por operar com base em indicadores técnicos deve dedicar apenas parte de seu portfólio, para que sua liquidez e saúde financeira não seja totalmente comprometida.

Sendo assim, é possível chegar a conclusão de que a análise técnica utilizada como base para criação de estratégias operadas por robôs de investimentos pode resultar em lucro. Entretanto, é necessário realizar diversos *backtests* de cada estratégia, simulando diversos cenários antes de operar em definitivo.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

- ALLEN, Helen; TAYLOR, Mark P. Charts, noise and fundamentals in the London foreign Exchange Market. **The Economic Journal**, v. 100, n. 400, p.49-59, 1990.
- Banco Central do Brasil, Disponível em: < <http://www.bcb.gov.br> >
- BHATTACHARYA, Sukanto; KUMAR, Kuldeep. A computational exploration of the efficacy of Fibonacci Sequences in technical analysis and trading. 2006.
- BROWN, Stephen J.; GOETZMANN, William N.; KUMAR, Alok. The Dow theory: William Peter Hamilton's track record reconsidered. **The Journal of finance**, v. 53, n. 4, p. 1311-1333, 1998.
- BRUNI, Adriano Leal; FAMÁ, Rubens. Eficiência, previsibilidade dos preços e anomalias em mercados de capitais: teoria e evidências. **Caderno de Pesquisas em Administração**, v. 1, n. 7, p. 71-85, 1998.
- FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. **The journal of Business**, v.38, n.1, p. 34-105, 1965.
- FAMA, Eugene F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. **The journal of Finance**, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.

- FRANKEL, Richard; Lee, C. M. (1998). Accounting valuation, Market expectation and cross-sectional stock returns. **Journal of Accounting and economics**, v.25, n.3, p. 283-319, 1998.
- GAUCAN, Violeta et al. How to use Fibonacci retracement to predict forex market. **Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology, Economics, Issue**, n. 2, 2011.
- LEE, Suk Jun et al. Using rough set to support investment strategies of real-time trading in futures market. **Applied Intelligence**, v. 32, n. 3, p. 364-377, 2010.
- LO, Andrew W. Efficient markets hypothesis. 2007.
- LOPES, Alexandro Broedel; GALDI, Fernando Caio. Financial statement analysis also separate winners from losers in Brazil. **Anais do Seminário de pesquisa econômica da Fundação Getúlio Vargas**, 2006.
- NAN, Xiaoli; SUN, Xiao. Automatic stock market forecasting system based on extended language template model. **JOURNAL OF INFORMATION & COMPUTATIONAL SCIENCE**, v. 8, n. 1, p. 112-118, 2011.
- NEELY, Christopher J.; WELLER, Paul A. Technical trading rules in the European monetary system. **Journal of International Money and Finance**, v. 18, n. 3, p. 429-458, 1999.
- NEELY, Christopher; WELLER, Paul; DITTMAR, Rob. Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? A genetic programming approach. **Journal of financial and Quantitative Analysis**, v. 32, n. 04, p. 405-426, 1997.
- OSLER, Carol L. Currency orders and Exchange rate dynamics: an explanation for the predictive success of technical analysis. **The Journal of Finance**, v. 58, n. 5, p.1791-1820, 2003.
- RAUPP, Fabiano Maury; BEUREN, Ilse Maria. Metodologia da pesquisa aplicável às ciências sociais. **Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: teoria e prática**, v. 3, p. 76-97, 2003.
- ROBERTS, Harry V. Stock-Market "Patterns" And Financial Analysis: Methodological Suggestions. **The Journal of Finance**, v. 14, n. 1, p. 1-10, 1959.
- ROBERT, Rhea. Dow Theory. **New York: Barron's**, 1932.
- SAMUELSON, Paul A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. 1965.
- SHERSTOV, Alexander A.; STONE, Peter. Three automated stock-trading agents: A comparative study. In: International Workshop on Agent-Mediated Electronic Commerce. Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 173-187.
- TEIXEIRA, Lamartine Almeida; DE OLIVEIRA, Adriano Lorena Inacio. A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. **Expert systems with applications**, v. 37, n. 10, p. 6885-6890, 2010.