

Uma estratégia automatizada de day-trade por meio de comitê de indicadores técnicos

Paulo Azevedo Meijon Campolina
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Antônio Carlos 6627, 31270-901
Belo Horizonte, MG, Brasil
Email: paulo.amcampolina@gmail.com

Lucas S. Batista
Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Antônio Carlos 6627, 31270-901
Belo Horizonte, MG, Brasil
Email: lusoba@ufmg.br

Abstract—A opção de fazer *day-trade* é um grande atrativo para quem se interessa no mercado de ações. Ao se remover a variável humana e emocional do sistema de tomada de decisão, é possível automatizar e otimizar esse tipo operação, fazendo grande uso das ferramentas computacionais atualmente disponíveis. Neste trabalho é proposto um sistema de tomada de decisão, com opção de aguardar, comprar ou vender ativos dentro de um cenário de *day-trade*. Divergindo da maioria dos trabalhos existentes, esta estratégia é focada no uso de indicadores técnicos na operação de contratos futuros de mini índice Bovespa, com granularidade de 15 minutos, levando em consideração as particularidades desse tipo de ativo. Os experimentos envolvem a comparação com modelos clássicos, como *buy and hold*, sugerindo que a proposta é lucrativa, apresentando assertividade superior a 65%.

Keywords—Automação de investimentos; indicadores técnicos; *day trade*; mini contratos futuros.

I. INTRODUÇÃO

O mercado financeiro é um setor que tem grande demanda por automatização do processo de tomada de decisão, considerando os diversos tipos de agentes, variáveis, objetivos, incertezas e restrições. Atualmente existem principalmente duas vertentes de análise, a técnica e a fundamentalista. A análise técnica se baseia principalmente em padrões numéricos das variações dos preços das ações, focada mais no curto prazo, e a análise fundamentalista considera, por exemplo, notícias, relatórios de investidores e o cenário macroeconômico, sendo mais focada no longo prazo. Porém, ambas apresentam muitos comportamentos difíceis de serem modelados ou estimados; e quando executadas por um *trader*, levam em consideração o efeito psicológico e emocional, que influencia seriamente no processo de decisão. Um exemplo desse efeito é o sentimento de perda, representado pelo dobro do sentimento de ganho, o qual faz com que o *trader* se arrisque mais quando está perdendo, a fim de tentar repor as perdas [1].

Apesar das dificuldades relacionadas com a previsão de series financeiras, existe um constante esforço para melhorar a compreensão sobre o mercado financeiro. Além de estudos em finanças comportamentais [2], várias técnicas não convencionais, que aplicam estratégias computacionais ao mercado financeiro, têm questionado a teoria do mercado eficiente [3], demonstrando que é possível obter lucro no mercado

financeiro identificando o melhor momento para comprar e vender ações [4]–[7].

A ideia de um algoritmo capaz de operar de forma efetiva e lucrativa num mercado de ativos, em especial o de futuros, parece ser de grande necessidade, uma vez que praticamente todos os novos operadores perdem dinheiro nesse tipo de mercado. Isso é exemplificado em artigo recente de pesquisadores da FGV [8], em que 97% dos indivíduos que entraram no mercado de futuros do Ibovespa e permaneceram por pelo menos 300 dias saíram com saldo negativo. Por outro lado, não é comum na literatura estratégias focadas no *day trade* de mini contratos com granularidades de minutos, ou com detalhes da operação desse tipo de produto nestas condições, apesar de já existirem comercialmente diversos robôs de investimentos que trabalham com esse tipo de ativo, em diversas granularidades.

Nesse contexto, neste trabalho são propostos algoritmos de auxílio a tomada de decisão baseados principalmente em indicadores técnicos, com o objetivo de automatizar a tomada de decisão de compra e venda de ações, considerando o risco, custo operacional, regras, horário, características particulares de cada ativo, entre outros. O ativo a ser testado consiste em mini contratos futuros de índice Bovespa, com granularidade de 15 minutos, cujos dados históricos são disponibilizados na bolsa de valores do Brasil e também por corretoras de valores. Os principais indicadores técnicos investigados são OBV, ROC, ATR, ADX, ADOSC, RSI, Willians %R, dentre outros. Após o levantamento dos indicadores mais relevantes, realiza-se um estudo mais detalhado, envolvendo testes computacionais em diferentes cenários. Os resultados são contrastados com aqueles obtidos via modelos clássicos, como *Buy & Hold*, e sugerem que o modelo proposto é lucrativo, apresentando uma assertividade superior a 65%.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: a Seção II apresenta uma introdução à operação do mercado financeiro, tipos de operação e indicadores técnicos; a Seção III discute a estratégia utilizada, assim como alguns parâmetros e considerações mais relevantes; a Seção IV apresenta e analisa os resultados da estratégia aplicada nos *datasets* apresentados; por fim, a Seção V conclui o trabalho e aponta direções de continuidade.

II. OPERAÇÃO NO MERCADO FINANCEIRO

Para realizar qualquer tipo de operação no mercado financeiro é necessário estar associado a uma corretora de valores, a qual pode estar vinculada a algum banco ou não. Assim sendo, o primeiro passo para qualquer pessoa que tenha intenções de trabalhar no mercado de ações é criar uma conta em uma corretora de valores, que geralmente são mais competitivas que as opções disponibilizadas pelos bancos.

Os principais tipos de investimentos podem ser divididos em renda fixa e renda variável e, dependendo do perfil do investidor, um pode ser priorizado em relação ao outro. O investimento de renda fixa é mais seguro e focado no longo prazo; e o de renda variável é mais arriscado, mas pode ser tanto para longo quanto para curto prazo. O conceito de risco está diretamente ligado ao ganho, i.e., quanto maior o risco, maiores são os ganhos possíveis, assim como as perdas.

Dentro da renda variável, tem-se as ações, que são títulos de propriedade que conferem a seus detentores, investidores, a participação na sociedade da empresa. Elas são emitidas principalmente para captar recursos para desenvolver projetos que viabilizem o seu crescimento. Outro produto é o índice Ibovespa (IBOV), índice de ações mais importante do Brasil, resultado de uma carteira teórica de ações mais negociada na Bolsa de Valores do Brasil (B3), cuja quantidade pode variar de acordo com as regras de composição.

Dependendo da frequência de operação de um ativo, a operação pode ser classificada em uma das quatro categorias observadas a seguir [9]. Quando o prazo de finalização da operação ocorre em um horizonte de meses a anos, diz-se que tem-se um *Buy & Hold*. Quando o prazo é de semanas a alguns meses, tem-se um *Position Trader*. Em operações com um horizonte de dias, geralmente na mesma semana, tem-se um *Swing Trade*. Por fim, quando o início e o fim da operação ocorre no mesmo dia, tem-se um *Day Trade*. Dentro do *Day Trade* é possível destacar uma subcategoria, o *High Frequency Trading* (HFT), que se baseia completamente em trades executados por robôs, em frações de segundos e em alta quantidade.

A. Mini Contratos

Dentro da bolsa existe uma modalidade chamada de Mercado Futuro, na qual é possível aproveitar a oscilação dos produtos, como o IBOV, por meio de um contrato conhecido como Índice Futuro. É possível investir nesse indicador, considerando o IBOV, de duas formas, i.e., pelo contrato cheio (IND) ou pelo mini índice (WIN). O mini índice é um contrato futuro derivado do índice Bovespa, assim como oscilações bem próximas. No momento de investir, a sigla do contrato futuro de mini índice é acompanhada de uma letra e dois números, que representam o mês e o ano do vencimento do contrato, e.g., *WINM19*.

Esse mini índice representa 20% da pontuação do índice cheio. Isso quer dizer que para cada oscilação de 1 ponto do índice, tem-se R\$0,20 de lucro ou prejuízo no mini índice. Algumas outras características desse produto são: variação mínima de 5 pontos; lote padrão de 1 contrato; meses de

vencimentos pares, na quarta-feira mais próxima do dia 15 do mês. Na prática, a principal vantagem do mini índice é que não é necessário ter o valor do contrato cheio para poder iniciar uma operação, possibilitando uma maior acessibilidade e liquidez. Para exemplificar, no caso de se ter comprado 5 mini contratos a 100.000 pontos e os vendido a 100.200, o lucro da operação será de $5 * 200 * R\$0,20 = R\$200,00$.

Esse produto apresenta diversas vantagens, como instrumento para estratégia de proteção (*hedge*) contra exposição em renda variável, possibilidade de replicar o comportamento do índice sem ter que desembolsar o custo da transação do mercado a vista, alta liquidez, possibilidade de arbitragem entre mercados a vista, sejam ações ou ETFs (*Exchange Traded Funds*), entre outros. Uma outra vantagem da operação *day trade* é a possibilidade de não ser impactada por notícias, que ocorrem fora do horário da bolsa, uma vez que toda operação é liquidada ao final do dia. Em relação ao custo operacional, o custo por operação pode variar dependendo da corretora escolhida. Hoje em dia, é possível encontrar corretoras com taxa 0 para operações de *day trade*, como é o caso da corretora Clear do grupo XP.

B. Análise Técnica

A Análise Técnica (AT), diferente da Análise Fundamentalista (AF), foca apenas na movimentação dos preços e em como o mercado deve reagir no curto prazo, não analisando as causas envolvidas, e.g., relatório de investidores, governança, projeção de lucros e notícias em geral. Dentro da AT observam-se duas subdivisões, i.e., uma que utiliza reconhecimento de padrões gráficos e uma que utiliza indicadores técnicos [10].

Neste trabalho são utilizados apenas indicadores técnicos, os quais podem ser divididos em quatro categorias [9]. Existem os seguidores de tendência, como indicadores de Média Móvel; osciladores, que monitoram a possibilidade de uma reversão dos preços, e.g., oscilador de Chaikin e o Williams %R; indicadores de divergência, que indicam a possível presença de uma correção, ao observar divergências do valor do indicador com o comportamento do preço, e.g., saldo de volume (OBV) e Índice de Força Relativa (RSI). Por fim, existem os indicadores que utilizam o sistema de bandas, que geralmente se baseiam em médias móveis e três bandas, considerando a volatilidade do ativo: como exemplo tem-se as Bandas de Bollinger, porém não foram utilizados neste trabalho.

1) *Saldo de Volume (OBV)*.: O Saldo de Volume, ou *On Balance Volume* (OBV), se baseia no conceito de que o volume precede o preço da ação, sendo utilizado para verificar o fluxo positivo ou negativo do volume [9]. A divergência entre o OBV e o preço da ação sugere uma possível mudança na tendência.

2) *Taxa de Variação de Preço (ROC)*.: A taxa de variação de preço, ou *Rate of Change* (ROC), é um indicador da família dos osciladores, desenvolvido para avaliar a taxa de variação dos preços de um ativo. Ele compara os preços do instante atual com n períodos anteriores, formando uma série de valores positivos e negativos, indicando divergência e zonas de sobrecompra e sobrevenda [9]. Quando o oscilador de preços varia positivamente, tem-se uma tendência de alta;

quando o oscilador de preços varia negativamente, tem-se uma tendência de baixa.

3) *Média de Amplitude de Variação (ATR)*.: A Média de Amplitude de Variação, também conhecida por ATR (*Average True Range*), é um indicador de volatilidade criado por J. Weller Wilder [11], originalmente desenvolvido para *commodities*, que são bem mais voláteis que ações. Como ele mede a volatilidade média do ativo nos últimos n períodos, ele é um ótimo auxílio no posicionamento de *stops*. Quanto maior a volatilidade, maior o valor apresentado pelo ATR.

4) *Indicador de Movimento Direcional (ADX)*.: O indicador de movimento direcional, ou *Average Directional Index* (ADX), desenvolvido por J. Welles Wilder [11], mede a movimentação direcional do preço. O indicador assume que em uma tendência positiva ou negativa, o ativo deve continuar atingindo máximos máximos ou mínimos mínimos. O ADX também mede a quantidade do movimento direcional do preço indiferente da direção; quanto maior o valor de ADX, mais forte é a tendência.

5) *Oscilador de Chaikin (ADOSC)*.: O oscilador de Chaikin, ou *Chaikin A/D Oscillator* (ADOSC), fornece a diferença das médias móveis do indicador técnico de Acumulação/Distribuição (AD). Como outros osciladores, o oscilador de Chaikin utiliza a alteração de momento para antecipar alterações de direção em preços de ativos, identificando pontos de inflexão, permitindo que se encontrem níveis insustentáveis de altas e de baixas no mercado financeiro [9].

6) *Índice de Força Relativa (RSI)*.: O índice de força relativa, ou *Relative Strength Index* (RSI), foi desenvolvido por J. Welles Wilder [11]. Este indicador é um dos mais usados no mercado financeiro, permitindo observar o enfraquecimento de tendências, rompimento de suporte ou resistência, antes mesmo da sua ocorrência. O RSI compara a magnitude da média dos ganhos em relação a média de perdas numa escala de 0 a 100. Quanto mais próximo de 100, maior é o ganho de um período do passado.

7) *Williams %R*.: O Indicador Williams %R é um dos indicadores de Análise Técnica que faz parte da família dos chamados “Indicadores de Momento”. Desenvolvido pelo trader Larry Williams, que deu nome ao indicador, o Williams %R é uma ferramenta muito utilizada nos mercados de ações e *commodities* [9]. Conforme citado, o indicador Williams %R, também conhecido simplesmente por %R, é um indicador de momento que compara o preço de fechamento de um ativo com relação ao valor mais alto e mais baixo dos últimos n dias. Esse indicador funciona como oscilador estocástico e interpreta, de maneira simples, sinais de compra e venda de um ativo.

8) *Média Móvel Simples (SMA)*.: A Média Móvel Simples, ou SMA (*Simple Moving Average*), fornece o valor médio da cotação de preço de uma ação em um determinado período, sendo que cada dado utilizado no cálculo da média terá o mesmo peso [9]. As médias móveis ajudam a suavizar o preço da ação e filtram o ruído. Elas geralmente são utilizadas em associação com outros indicadores e compõem os fundamentos

e estruturas para muitos outros indicadores, tais como as Bandas de Bollinger, MACD, oscilador, entre outros.

III. METODOLOGIA

A estratégia proposta neste artigo foca na operação *day trade*, em que o ativo considerado é o mini contrato futuro do índice Ibovespa. Essa estratégia representa um comitê de decisão que emprega regras de operação baseadas em indicadores técnicos, ponderados pelo desempenho obtido na fase de treinamento da ferramenta. Esse comitê deve indicar qual a próxima operação a ser realizada, i.e., comprar, vender ou aguardar, as quais são representadas pelos estados $[1, -1, 0]$, respectivamente.

Ao se efetuar uma operação de compra ou venda, pode se observar lucro ou perda, dependendo de qual limite de preço foi atingido primeiro, i.e., *stop gain* para lucro e *stop loss* para perda. Na Seção III-A apresenta-se a definição desses parâmetros de *stop* e na Seção III-B descreve-se a definição do lucro de uma operação.

Como regras diferentes identificam comportamentos distintos, tais como movimentos longos ou rápidos, assertividades distintas, frequências variáveis, entre outros, os parâmetros de cada uma delas devem ser adequadamente ajustados. Nesse sentido, para cada valor de *stop* e para cada regra, realiza-se uma simulação no *backtest* descrito na Seção III-C, usando a função de *Trading()*, Seção III-D, onde se seleciona o parâmetro relacionado ao melhor lucro total.

Para efetuar uma operação, seleciona-se a regra ativa com maior peso. Esse peso pode levar em consideração a maximização ou minimização de diversos fatores, como número de operações, lucro ou perda máxima diária, acumulada ou por operação, entre outros. Nessa estratégia, o lucro por operação foi utilizado para derivar os pesos para as regras.

A. Stops

Os *stops* servem para limitar perdas ou liquidar seus ganhos em uma operação, sendo peça essencial em estratégias executadas tanto manualmente quanto por robôs. O seu uso permite, além de maximizar ganhos e minimizar perdas, gerenciar riscos, conferindo consistência às estratégias.

A diferença entre *stop gain* e *stop loss* está nos objetivos de cada um, sendo que ambos servem como limitações das ordens. O *stop loss*, se estiver comprado na operação, executa a venda da ação quando o preço atingir o valor estipulado, menor que o valor de compra. Se estiver vendido na operação, o *stop loss* permite executar a compra do ativo quando o mesmo atingir o preço definido, maior que o preço de entrada na operação. O *stop gain*, se estiver comprado, executa a ação de venda quando o preço atingir o valor definido, maior que o valor de compra. Se estiver vendido, o *stop gain* permite executar a ação de compra quando o preço atingir o valor definido, menor que o preço de entrada.

Neste trabalho é adotado um *stop loss* estático por operação, mas dinâmico ao longo do tempo, ou seja, para cada instante é calculado um valor diferente com base no histórico e, assim que entra em uma operação, o valor inicial é mantido até o

seu fim. O *stop loss* foi obtido através da multiplicação do indicador técnico ATR por uma constante, a fim de ajustar esse parâmetro aos valores atuais do ativo, assim como dar uma flexibilidade ao *stop*. Nessa estratégia optou-se por um *stop gain* estático para cada regra, com valores entre 1% e 10% do valor médio de preço de fechamento, *close*, do treino.

Como mencionado anteriormente, para cada valor de *stop gain* e para cada regra é feita uma simulação no *backtest* usando a função de *Trading()*, onde se seleciona o parâmetro relacionado ao melhor lucro total. Essa métrica se mostrou a mais significativa, considerando a estratégia adota, a qual se baseia em um conjunto de indicadores e no modo como a estratégia é executada.

B. TakeProfit

Ao efetuar o *backtest*, é necessário definir a função para calcular o lucro ou perda de uma operação, observada no Algoritmo 1. Essa função tem como *inputs* o tipo da operação (i.e., compra, venda ou aguarda) armazenado na variável *status*, o preço de compra, *rate*, os parâmetros de preços atuais, *open*, *close*, *high* e *low* e os *stops* (i.e., *stop gain* e *stop loss*). O *output* principal refere-se ao lucro atual, efetivo e possível (*profit*, *residue*). Essa segunda variável, é relevante caso seja preciso liquidar uma operação antes de atingir seus *stops*, devido a alguma questão da estratégia usada, como o horário de operação. O lucro de uma operação é basicamente definido observando se os limites de máximo ou mínimo ultrapassaram os limites de *stop*. Como dentro de um *candle* (formado por quatro pontos relativos à um determinado período, sendo composto pelo preço de abertura, de fechamento, a máxima e a mínima) não se sabe ao certo qual limite de máximo ou mínimo foi atingido primeiro, é preciso definir uma lógica para estimar o *profit* de um *candle*. A lógica utilizada implica que se o valor de *close* for maior que o de *open* do *candle* atual, então será verificado primeiro o limite inferior e depois o superior, para saber se atingiu algum limite de *stop gain/loss*.

Essa lógica foi desenvolvida com base em uma comparação de uma amostra de *candles* de 15 minutos e de 1 minuto, em um mesmo período. Na Tabela I, $close > open$ se refere aos casos em que os valores de fechamento de um *candle* são maiores que os da abertura; as colunas *low first* e *high first* se referem aos casos em que, dado um *candle* de 15 min e todos os *candles* de 1 min do respectivo intervalo, atingiu-se o valor mínimo ou máximo primeiro, respectivamente. De acordo com os resultados da amostra, observa-se que essa premissa é verificada em aproximadamente 90% dos casos.

TABLE I
DISTRIBUIÇÃO DE *candles* REFERENTE A ANÁLISE DA FUNÇÃO
TakeProfit()

$close > open$	<i>low first</i>	<i>high first</i>	total
False	110	925	1035
True	931	106	1037
Total	1041	1031	2072

Algorithm 1 *TakeProfit()* Function

Input: status, rate, open, close, high, low, stopgain, stoploss

Output: profit, residue

Data: Testing set

diff = close - open

```

if status > 0 then
  if diff ≥ 0 then
    if rate - stoploss ≥ low then
      profit = - stoploss
    else if rate + stopgain ≤ high then
      profit = stopgain
    else
      residue = close - rate
  else
    if rate + stopgain ≤ high then
      profit = stopgain
    else if rate then
      profit = - stoploss
    else
      residue = close - rate
else if status < 0 then
  if diff ≥ 0 then
    if rate - stopgain ≥ low then
      profit = stopgain
    else if rate + stoploss ≤ high then
      profit = - stoploss
    else
      residue = rate - close
  else
    if rate + stoploss ≤ high then
      profit = - stoploss
    else if rate - stopgain ≥ low then
      profit = stopgain
    else
      residue = rate - close

```

C. BackTest

O *backtest* é o teste de um modelo de operação baseado em dados históricos, cujo objetivo é estimar como seria o resultado da estratégia em um período no passado. Para que essa simulação seja a mais próxima da realidade é necessário levar em consideração vários fatores, o que traz algumas restrições. Dependendo do tipo e da estratégia utilizada, pode ser necessário fazer algum tipo de ajuste ou normalização dos dados utilizados. A granularidade dos dados pode variar desde *candles*, onde dados são agrupados dentro de um período de tempo, perdendo alguns detalhes, até informações mais completas, *tick a tick*, contendo o *book* de ofertas. A grande quantidade de dados disponíveis gera desafios de armazenagem, recuperações e processamento.

Em um estudo feito pela empresa Quantopian [12], analisando os dados de vários *backtestings* e do desempenho da estratégia de investimento após um período de testes, verificou-se que não há relação entre o retorno de um investimento em um *backtest* e o retorno do investimento no futuro. Ou seja, uma estratégia que tem lucro em um *backtest*, tem 50% de chance de ter lucro em um período no futuro. No mesmo estudo foram apresentadas outras métricas para serem utilizadas no *backtest*, para prever com maior eficácia o desempenho

daquela estratégia no futuro. Alguns exemplos são *drawdown* máximo, percentual de *trades* com lucro e fator de lucro.

O *backtestings* só é uma ferramenta apropriada para aferir a performance de um algoritmo quando o tamanho do agente ou o volume transacionado do ativo não é relevante em relação ao tamanho total do mercado. Em outras palavras, uma vez que os preços são usualmente considerados independentes das operações realizadas pelo algoritmo, a performance aferida considera que o algoritmo em si é incapaz de mover os preços transacionados e influenciar sua direção futura. Sendo esta ferramenta realista, dado um pequeno volume transacionado.

D. Trading function

A função de *Trading()* tem muita relevância no algoritmo, visto que nela é centralizada diversas funções auxiliares. Seu pseudo-código é apresentado no Algoritmo 2.

Algorithm 2 *Trading()* Function

Input: dataset, signalname, timerange, weights

Output: profit, operations, gain, loss, gainoperations, lossoperations, signal, trades

Data: Testing dataset

Signals(dataset, signalname, weights)

GenerateStopLosses(dataset)

GetStopGain(signalname)

StatusVariables()

for index, signal in signals **do**

 StateVariables(index)

if *CurrentTime(index, timerange)* or *TotalDailyProfit(index)* < *MaxLoss()* **then**

if *status* = 0 **then**

 UpdateStatusNoOperation(index)

else if *status* ≠ 0 **then**

 TakeProfit(*CurrentStatus(index)*)

if *profit* ≠ 0 **then**

 UpdateProfit(index, profit)

else if *profit* = 0 **then**

 UpdateProfit(index, residue)

 UpdateStatusCloseOperation(index)

else if *status* = 0 **then**

if *signal* ≠ 0 **then**

 UpdateStatusNewOperation(index)

else if *signal* = 0 **then**

 UpdateStatusNoOperation(index)

else if *status* ≠ 0 **then**

 TakeProfit(*CurrentStatus(index)*)

if *profit* ≠ 0 **then**

 UpdateStatusCloseOperation(index)

else if *profit* = 0 **then**

if *BetterWeightSignal(index)* **then**

 UpdateStatusCloseOperation(index)

 UpdateStatusNewOperation(index)

else

 UpdateStatusNoOperation(index)

A função de *Trading()* tem como *inputs* o *dataset*, obtido por fontes externas, contendo os valores da série financeira, como *date*, *hour*, *open*, *close*, *high*, *low* e *ticker volume*. O *signalname* é o nome da regra a ser avaliada pela função de *trading* e, no caso de ser a regra final, é considerada a regra ativa de maior peso. O *timerange* é a janela de operação do algoritmo, que entra como parte da estratégia, considerando

períodos de maior ou menor volatilidade, por exemplo. O *weights* se refere ao tipo de ponderação utilizada na hora de gerar os sinais. Os *outputs* são o lucro total, *profit*; o número total de operações, *operations*; a receita total das operações com lucro, *gain*; o valor total das operações que não tiveram lucro, *loss*; o total de operações com lucro, *gainoperations*; e que tiveram perda, *lossoperations*; uma tabela com todos os sinais gerados pela função *Signals(signalname, weights)*, *signals*; e uma tabela com todas as operações e variáveis de estado, *trades*.

A função *Signals()* gera a função de sinais com base nas regras definidas, descritas na Tabela II, no *dataset* usado e nos pesos obtidos do treinamento, *weights*. Esses sinais são multiplicados pelos pesos, normalizados e filtrados, fornecendo o sinal a ser usado, *signalname*. A função *GenerateStopLosses()* gera, com base no indicador técnico ATR, uma série de valores dinâmicos empregada para definir o *stop loss* estático de cada operação. A função *GetStopGain()* retorna os valores de *stop gain* estáticos utilizados para cada operação de uma dada regra e cujo valor otimizado foi obtido no treinamento. A função *StatusVariables()* é responsável por inicializar as variáveis de estado a serem atualizadas a cada iteração.

No principal *loop* da função é possível observar três condicionais. A primeira verifica condições referentes a estratégia de operação, no que diz respeito a janela horária de operação, *CurrentTime()*, e as restrições de perdas máximas diárias, *TotalDailyProfit()* e *MaxLoss()*; caso esteja com alguma operação ativa ela é liquidada. A segunda considera o cenário no qual não possui nenhuma operação ativa e a terceira considera a existência de alguma operação ativa. Também é possível observar três funções que alteram e armazenam as variáveis de estados: uma para o caso de não haver alteração da operação ou das variáveis de estado, *UpdateStatusNoOperation()*; outra no caso em que é feita uma nova operação, *UpdateStatusNewOperation()*; e uma caso seja necessário finalizar uma operação, *UpdateStatusCloseOperation()*. No algoritmo da função de *Trading()* também é possível observar a função *TakeProfit()*, descrita anteriormente na Seção III-B.

IV. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados da aplicação da metodologia proposta nos contratos futuros de mini índice. Na Seção IV-A é apresentada uma descrição dos *datasets* utilizados, no que se refere ao período, número de pontos e divisão de treino, validação e teste. Por fim, na Seção IV-B discute-se os resultados da metodologia nos *datasets* definidos, dando destaque para as métricas utilizadas.

A. DataSets

Para este trabalho foi utilizado um *dataset* de contratos futuros de mini índice, obtido pelo *homebroker* da corretora Rico, com granularidade de 15 minutos, desde janeiro de 2013 até outubro de 2016. Os mini contratos futuros possuem uma data de vencimento, e.g., WINM19 (junho de

TABLE II
CONJUNTO DE REGRAS USADAS NO MODELO

Regras			
Compra		Venda	
1	$RSI_{t1} < Threshold_{RSIbuy01}$	1	$RSI_{t1} > Threshold_{RSIsell01}$
2	$RSI_{t1} < Threshold_{RSIbuy02}$	2	$RSI_{t1} > Threshold_{RSIsell02}$
3	$RSI_{t1} < Threshold_{RSIbuy03}$	3	$RSI_{t1} > Threshold_{RSIsell03}$
4	$RSI_{t2} < Threshold_{RSIbuy01}$	4	$RSI_{t2} > Threshold_{RSIsell01}$
5	$RSI_{t2} < Threshold_{RSIbuy02}$	5	$RSI_{t2} > Threshold_{RSIsell02}$
6	$RSI_{t2} < Threshold_{RSIbuy03}$	6	$RSI_{t2} > Threshold_{RSIsell03}$
7	$RSI_{t3} < Threshold_{RSIbuy01}$	7	$RSI_{t3} > Threshold_{RSIsell01}$
8	$RSI_{t3} < Threshold_{RSIbuy02}$	8	$RSI_{t3} > Threshold_{RSIsell02}$
9	$RSI_{t3} < Threshold_{RSIbuy03}$	9	$RSI_{t3} > Threshold_{RSIsell03}$
10	$WillR\%_{t1} < Threshold_{WillRbuy01}$	10	$WillR\%_{t1} > Threshold_{WillRsell01}$
11	$WillR\%_{t1} < Threshold_{WillRbuy02}$	11	$WillR\%_{t1} > Threshold_{WillRsell02}$
12	$WillR\%_{t2} < Threshold_{WillRbuy01}$	12	$WillR\%_{t2} > Threshold_{WillRsell01}$
13	$WillR\%_{t2} < Threshold_{WillRbuy02}$	13	$WillR\%_{t2} > Threshold_{WillRsell02}$
14	$ROC_{t1} < Threshold_{ROCbuy01}$	14	$ROC_{t1} > Threshold_{ROCsell01}$
15	$ROC_{t2} < Threshold_{ROCbuy01}$	15	$ROC_{t2} > Threshold_{ROCsell01}$
16	$OBV_{dif1} > 0 \ \& \ close_{dif1} > 0$	16	$OBV_{dif1} < 0 \ \& \ close_{dif1} < 0$
17	$OBV_{dif1} > 0 \ \& \ close_{dif2} > 0$	17	$OBV_{dif1} < 0 \ \& \ close_{dif2} < 0$
18	$OBV_{dif1} > 0 \ \& \ close_{dif3} > 0$	18	$OBV_{dif1} < 0 \ \& \ close_{dif3} < 0$
19	$ADOSC_{tfs1} > Threshold_{ADOSCbuy1}$ & $RSI_{t2} > Threshold_{RSIbuy04}$	19	$ADOSC_{tfs1} < Threshold_{ADOSCsell1}$ & $RSI_{t2} < Threshold_{RSIsell04}$
20	$ADX_{t1} > Threshold_{ADX01}$ & $PLUS_DI_{t1} > MINUS_DI_{t1}$ & $close > SMA_{t1}$	20	$ADX_{t1} > Threshold_{ADX01}$ & $PLUS_DI_{t1} < MINUS_DI_{t1}$ & $close < SMA_{t1}$

2019), e quando estão próximas delas, o contrato tende a ter menos movimentação e liquidez. Nesse ponto o próximo contrato, e.g., WINQ19 (agosto de 2019), começa a ter mais movimentação. Essa descontinuidade de séries históricas pode ser um problema para fazer análises históricas, que usam além dos valores de preço, o volume. Porém é possível encontrar nos *homebrokers* de corretoras, séries contínuas ajustadas desses tipos de produtos, justamente para fazer análises de séries históricas.

O *dataset* inicial foi dividido em 15 *subsets*, cada um com aproximadamente quatro meses de dados. Esse conjunto de dados foi separado de acordo com a proporção de 70%, 20% e 10%, para o treino, validação e teste, respectivamente, sendo aproximadamente três meses de dados para treino, um mês para validação e duas semanas para teste. A Tabela III descreve cada *subset*, com a data de início, em cada uma das etapas.

TABLE III
Datasets DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE

Dataset	Start _{dtTrain}	Start _{dtValid}	Start _{dtTest}
13Q1	2013.01.02	2013.03.05	2013.04.16
13Q2	2013.04.01	2013.06.04	2013.07.18
13Q3	2013.07.01	2013.09.03	2013.10.18
13Q4	2013.10.01	2013.11.25	2014.01.16
14Q1	2014.01.02	2014.03.05	2014.04.17
14Q2	2014.04.01	2014.06.02	2014.07.18
14Q3	2014.07.01	2014.09.03	2014.10.17
14Q4	2014.10.01	2014.12.02	2015.01.20
15Q1	2015.01.02	2015.03.05	2015.04.20
15Q2	2015.04.01	2015.06.03	2015.07.20
15Q3	2015.07.01	2015.09.02	2015.10.20
15Q4	2015.10.01	2015.12.03	2016.01.19
16Q1	2016.01.04	2016.03.07	2016.04.18
16Q2	2016.04.01	2016.06.06	2016.07.19
16Q3	2016.07.01	2016.09.02	2016.10.21

B. Trading

Nas Tabelas IV e V são apresentados os resultados da função *Trading()* nos *datasets* definidos na Tabela III. Na Tabela IV apresenta-se os resultados do treino usando os pesos gerados no próprio treino e o *dataset* de validação usando os pesos obtidos no treino, de modo a verificar qual seria um valor máximo de ganho e assertividade, assim como a possível presença de *overfitting*. Na Tabela V apresenta-se os *datasets* de treino com três ponderações diferentes, uma usando os pesos gerados no treino, outra usando os pesos gerados na validação e uma baseada na média dos pesos das duas etapas anteriores. O uso dessa ponderação dos pesos de treino e validação serve para representar a atribuição de um maior peso a eventos mais recentes, assim como permitir que eventos presentes no treino e não encontrados na validação possam ser representados no teste, e vice versa. A ponderação dos pesos é independente do número de ocorrências; por exemplo, se uma regra teve peso igual 50% no treino e 70% na validação, o peso dessa regra no teste será de 60%. Como na validação já foi usado o peso do treino, o peso ponderado será mais fortemente enviesado pela presença do peso do treinamento.

Em ambas as tabelas de resultados são apresentadas pelo menos duas colunas para cada tipo de ponderação de *dataset*, uma referente ao lucro líquido, em pontos, no período, e uma indicando a assertividade dos *trades*, em porcentagem. Essa assertividade é obtida pela soma dos *trades* que tiveram lucro, dividido pelo total de *trades* executados. Outras métricas também são interessantes, tais como o fator de lucro (receita dividida pelo prejuízo), lucro por operação, perda máxima, entre outras.

Analisando os resultados da Tabela IV, é possível observar que o *buy & hold* obteve um lucro médio bem abaixo dos

resultados do modelo. No treino, usando os pesos do treino, onde deveria se observar o valor máximo de ganhos, o modelo de *benchmark buy & hold* obteve lucro médio inferior a 10% do lucro do modelo. Na validação, usando os pesos do treino, o lucro médio do *buy & hold* foi de aproximadamente 5% do lucro médio da estratégia, apresentando resultados proporcionais melhores que o do próprio treino usando os pesos otimizados para o treino.

Na Tabela V, analisando o lucro médio total, o *buy & hold* apresentou prejuízo; por outro lado, o modelo proposto apresentou lucro para os três conjuntos de peso. O modelo que apresentou maior lucro médio foi baseado no peso ponderado, seguido pelos modelos alimentados pelos pesos obtidos da validação e treino, nesta ordem. O uso do peso ponderado superou em quase 10% o lucro obtido usando o peso da validação e em 15% usando o peso do treino. Observando a assertividade no teste, nota-se valores de 65% empregando-se o peso da etapa de validação; entretanto, observa-se que o maior lucro foi obtido ao se considerar o peso ponderado, com assertividade de 64%.

Relacionando os resultados das Tabelas IV e V, é possível destacar que eventos mais recentes devem ser levados em consideração com um maior peso que eventos passados, como observado a partir dos três conjuntos de peso usados no teste. De forma similar, a proporção dessa ponderação é relevante e deve ser levada em consideração com cuidado, como foi observado no caso do treino e da validação, usando para ambos o peso do treino. Outra observação interessante é que é possível obter lucros significativamente maiores em operações de *day trade* se comparado ao *buy & hold*, amplamente utilizado na literatura como *benchmark*. A assertividade, como mencionado anteriormente, não tem muito impacto no lucro, visto que devido aos *stops*, esse valor pode ser mascarado; por exemplo, é possível observar um caso nos resultados obtidos em que tem-se um baixo lucro e elevada assertividade.

TABLE IV

RESULTADOS DOS TRADES EFETUADOS NO TREINO E VALIDAÇÃO COM OS PESOS DO TREINO

Período	$Train_{w_{train}}$			$Validation_{w_{train}}$		
	<i>b&hold</i>	<i>Profit</i>	<i>Ass</i>	<i>b&hold</i>	<i>Profit</i>	<i>Ass</i>
13Q1	-10760	18679	72.41	-6900	10438	70.87
13Q2	-4030	18367	72.3	-13250	7756	68.06
13Q3	7890	21547	66.42	7520	10616	59.28
13Q4	490	13695	68.97	-4690	133	65.09
14Q1	-9850	15456	72.48	9900	4954	64.79
14Q2	2010	14802	67.47	12030	12436	69.37
14Q3	16600	17967	66.75	-11240	7302	70.67
14Q4	-1990	25775	71.68	-6800	15051	73.33
15Q1	1530	17969	72.06	8350	8479	69.71
15Q2	4400	23070	72	-2910	8120	68.46
15Q3	-14240	14937	69.29	790	9889	71.14
15Q4	1630	19463	75.40	-15920	12960	72.79
16Q1	13860	21150	65.72	8530	14136	62
16Q2	2120	15227	70.41	12360	2660	61.46
16Q3	15010	12067	65.29	9340	10311	63.82
Total	24670	270171	-	7110	135241	-
Avg	1644.7	18011.4	69.91	474	9016.1	67.39

TABLE V

RESULTADOS DOS TRADES EFETUADOS NO TESTE COM OS PESOS DO TREINO, VALIDAÇÃO E PONDERADOS

Período	$Test_{w_{mean}}$		$Test_{w_{train}}$		$Test_{w_{validation}}$		$Test_{b\&hold}$
	<i>Prof</i>	<i>Ass</i>	<i>Prof</i>	<i>Ass</i>	<i>Prof</i>	<i>Ass</i>	
13Q1	1994	65.38	1972	65.45	1588	66.06	3130
13Q2	349	59.09	-494	53.85	371	63.04	4150
13Q3	1258	64	1942	62.22	1248	64.70	-1510
13Q4	2557	69.05	115	54.05	2227	67.44	-3400
14Q1	1003	70.15	606	67.23	454	68.06	1810
14Q2	1834	65.45	1566	64.15	1483	61.4	180
14Q3	2787	63.64	1645	53.85	4079	77.78	-9840
14Q4	2300	63.16	571	62.75	1617	63.79	-1410
15Q1	3370	64.70	2598	61.22	4737	76.09	1910
15Q2	2825	68.75	1123	56.9	2696	68.42	-5080
15Q3	-374	52.27	2839	70.83	-991	52.27	-1240
15Q4	198	60	1330	61.9	93	60	490
16Q1	1786	65.22	2956	61.82	1243	63.83	3440
16Q2	1907	61.02	1617	58.93	932	58.14	460
16Q3	3381	61.54	3215	58.97	3016	61.54	1570
Total	27175	-	23601	-	24793	-	-5340
Avg	1811.7	63.87	1573.4	62.19	1652.9	65.19	-356

V. CONCLUSÃO

Foi proposto neste trabalho uma estratégia automatizada de *day trade* por meio de comitê de indicadores técnicos, com a opção de aguardar, comprar ou vender ativos. Também foi feita uma descrição sobre a operação de ativos no mercado financeiro, indicadores técnicos e sobre o ativo em questão, minicontratos futuros de índice. Abordou-se também a definição de parâmetros de *stops*, a execução de *backtest*, algumas premissas de *takeprofit* e, principalmente, a função de *trading*, que centraliza a estratégia proposta e diversas funções auxiliares, baseadas na definição de regras de execução de ordens.

Na parte dos resultados, são apresentados e discutidos os *datasets* utilizados, os hiper parâmetros empregados para cada regra e indicador, e os resultados gerais de treino, validação e teste, considerando alguns cenários com ponderações diferentes. Como foi discutido, a definição de um *stop loss* dinâmico, estabelecimento de métricas de peso atribuídas aos indicadores, liquidação e execução de novas ordens quando um sinal com peso maior for acionado (mesmo estado já posicionado), definição das funções *TakeProfit()*, *Trading()* e *Backtest* foram essenciais para o sucesso do modelo, quando comparado com modelos clássicos como o *buy & hold*.

Os retornos e o risco aferidos pelo modelo em questão são baseados na volatilidade de curto prazo, em que eventos recentes têm peso maior do que eventos passados. Porém, é sabido que a volatilidade de preços de títulos segue uma distribuição de caudas pesadas. Sendo assim, como a distribuição de frequência dos eventos é não-trivial, é possível encontrar variações extremas, podendo disparar regras de *stop loss* dos agentes.

Portanto, a lucratividade de curto-prazo e alta assertividade não podem ser os únicos fatores para avaliação de um algoritmo, uma vez que ele pode ser bem-sucedido em um período de baixa volatilidade mas destruir todos os ganhos históricos num período de alta volatilidade - caracterizando um investimento com retorno negativo durante a vida útil do

projeto. Uma outra métrica interessante seria complementar o estudo comparando com o retorno de carteiras de títulos públicos nos dados períodos, assim como fazer uma análise mais detalhada em relação à volatilidade.

Além desses pontos, para complementar este trabalho, é possível utilizar outras combinações de indicadores, outras regras de operação, combinações com dados mais complexos, com granularidades diferentes, ou considerando o *book* de ofertas, ou inclusive testar em outros ativos de mini contratos futuros como o mini dolar. Tendo em vista a observação de maior relevância dos dados mais recentes, pode ser interessante a adoção de sistemas que considerem esse comportamento de forma contínua. Por fim é possível dizer é possível automatizar a operação de *trade* e obter lucros relevantes conforme observado neste trabalho, os quais foram próximos de 65%.

REFERENCES

- [1] M. Halfeld and F. F. L. Torres, "Finanças comportamentais: aplicações no contexto brasileiro," *Revista de Administração de Empresas*, vol. 41, no. 2, pp. 64–71, jun 2001.
- [2] A. Shleifer, *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioural Finance*, ser. Clarendon Lectures in Economics. OUP Oxford, 2000.
- [3] E. Fama, "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," *Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383–417, 1970.
- [4] G. S. Atsalakis and K. P. Valavanis, "Surveying stock market forecasting techniques—part ii: Soft computing methods," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 5932–5941, 2009.
- [5] A. M. Rather, V. Sastry, and A. Agarwal, "Stock market prediction and portfolio selection models: a survey," *Opsearch*, vol. 54, no. 3, pp. 558–579, 2017.
- [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] A. Pimenta, *Métodos automatizados para investimento no mercado de ações via inteligência computacional*. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, 2017.
- [8] F. Chague, R. De-Losso, and B. Giovannetti, "Day trading for a living?" Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3423101> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3423101>, 2019.
- [9] J. Murphy, *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*, ser. New York Institute of Finance Series. New York Institute of Finance, 1999.
- [10] A. Elder, *Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management*, ser. Wiley Finance. John Wiley & Sons, 1993.
- [11] J. Wilder, *New Concepts in Technical Trading Systems*. Trend Research, 1978.
- [12] T. Wiecki, A. Campbell, J. Lent, and J. Stauth, "All that glitters is not gold: Comparing backtest and out-of-sample performance on a large cohort of trading algorithms," *The Journal of Investing*, vol. 25, pp. 69–80, 08 2016.