

Análise da Relação entre a Acurácia de Regras de Negociação de Análise Técnica e a Liquidez de Ações

CARLOS TADAO KAWAMOTO

Banco Central do Brasil
ctkawamoto@gvmail.br

Análise da Relação entre a Acurácia de Regras de Negociação de Análise Técnica e a Liquidez de Ações

Resumo

Apesar do debate sobre a ineficácia da análise técnica ter ganhado corpo consensual após a década de 1970, o uso de indicadores técnicos agregados como em Granville (1976) é frequentemente apontado como uma lacuna na literatura (*e.g.*, Baptista e Valls Pereira, 2008 e Pauwels *et al.*, 2011). Nessa linha, este artigo investiga a relação entre a liquidez de ações e a acurácia de regras de negociação baseadas em análise técnica, empregando dados diários de 47 ações do mercado brasileiro. As regras são dadas por um indicador agregado criado a partir dos sinais de seis diferentes indicadores. A variável de acurácia vem do teste de predição de Diebold e Mariano (1995). Os resultados sugerem que menores *bid-ask spreads* estão associados a menor precisão dos sinais de análise técnica, em relação à alternativa *buy-and-hold*, em linha com a teoria do passeio aleatório.

Palavras-Chave: Análise Técnica; Análise Gráfica; Liquidez; Acurácia Preditiva.

Abstract

Despite the debate about the ineffectiveness of technical analysis have gained consensus body after the 1970s, the use of aggregate technical indicators as in Granville (1976) is frequently cited as a gap in the literature (*e.g.*, Baptista and Valls Pereira, 2008 and Pauwels *et al.*, 2011). In this line, this paper investigates the relationship between stock liquidity and accuracy of rules based on technical analysis, using daily data from 47 Brazilian stocks. The rules are given by an aggregate indicator created from the signals of six different indicators and the accuracy variable comes from Diebold and Mariano's (1995) test. The results suggest that smaller bid-ask spreads are associated with lower accuracy of the signals of technical analysis, compared to the buy-and-hold alternative, in line with the theory of random walk.

Keywords: Technical Analysis; Graphical Analysis; Liquidity; Predictive Accuracy

JEL Codes: G12; G14; C53.

Área SBE: Finanças

1. Introdução

O debate sobre a ineficácia da análise técnica não é recente e apesar de ter adquirido corpo quase consensual após a década de 1970, quando a teoria do passeio aleatório e a taxonomia da eficiência de mercado de Fama ganharam popularidade, o uso de indicadores técnicos agregados como em Granville (1976) é frequentemente apontado como uma lacuna na literatura (e.g., Baptista e Valls Pereira, 2008 e Pauwels *et al.*, 2011). Sob um prisma temporal mais extenso, a discussão gravita entre os extremos da completa independência de mudanças sucessivas dos preços e da possibilidade de se lucrar com a adoção de regras simples de negociação.

A literatura empírica se baseia em duas abordagens para avaliar a eficácia da análise técnica. A primeira é testar a hipótese de que mudanças sucessivas de preços são independentes, ou quase independentes, usando correlações seriais, técnicas de séries de tempo ou outras ferramentas estatísticas diretamente nos preços. Se as oscilações são passeios aleatórios, não há regra de negociação eficaz. A maioria dos trabalhos toma esse rumo, amplamente difundido a partir das contribuições de Fama (1965). A segunda abordagem, empregada neste trabalho, avalia se regras de negociação geram lucros superiores a estratégias alternativas, como comprar o ativo e manter em carteira (*buy-and-hold*). Diversos autores estudaram dezenas de regras, testando diferentes indicadores, mas um número reduzido direcionou a análise para indicadores agregados.

De acordo com a teoria do passeio aleatório, quanto mais um mercado se desenvolve, mais analistas irão acompanhá-lo e quaisquer eventuais discrepâncias de preços tenderão a desaparecer. Muitos trabalhos publicados andam em linha com esse argumento e apontam em direção a menor previsibilidade dos retornos ou ineficácia de indicadores técnicos em mercados desenvolvidos (e.g., Harvey, 1995; Ratner e Leal, 1999; e Pauwels *et al.*, 2011). No entanto, a maioria deles foca as análises ou em ativos de elevada liquidez, ou em índices não negociáveis. Nitidamente há um menor número de pesquisas dedicadas aos países em desenvolvimento ou ativos de menor liquidez.

Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é avaliar a relação entre três medidas de liquidez - *bid-ask spread*, volume e número de negócios -, e a acurácia de regras de negociação baseadas em análise técnica, medida pela estatística apresentada por Diebold e Mariano (1995). Para alcançar o objetivo, calculou-se inicialmente o indicador agregado (AI). A ideia de se calcular AI vem de Granville (1976), que aplicou técnica semelhante observando diferentes indicadores para o mercado dos EUA, sendo formalmente testado por Baesel, Shows e Thorp (1982). Enquanto a técnica de Granville era julgamental, seguiu-se aqui uma metodologia totalmente mecânica. A variável de acurácia foi extraída do teste de Diebold e Mariano (1995) aplicado aos sinais de AI. Foram usados dados diários de 47 ações do mercado brasileiro, entre 2003 e 2012. Os resultados sugerem que o *bid-ask spread* está positivamente associado à acurácia dos sinais de análise técnica, em linha com a teoria do passeio aleatório. Sob outra ótica, abre-se espaço para a aplicação de regras de negociação em ações com reduzida liquidez, isto é, *spreads* largos.

O trabalho foi estruturado em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda é dedicada a uma breve revisão da literatura relacionada. A terceira descreve a metodologia aplicada aos testes e os dados utilizados. A quarta comenta os principais resultados das análises realizadas e a última seção encerra com as considerações finais.

2. Revisão da Literatura

Desde o aparecimento e desenvolvimento da análise técnica, novos indicadores foram criados (e.g., Granville, 1976; Bollinger, 2002; Prechter, 2009, entre outros) e novos conhecimentos foram trazidos à discussão, permitindo um melhor acompanhamento dos mercados. Granville (1976), por exemplo, desenvolveu um indicador agregado, enviando sinais de compra ou venda quando quase todos os indicadores concordassem com a virada do mercado. Sua técnica foi testada por Baesel, Shows e Thorp (1982), que endossaram a capacidade preditiva de Granville. Outra contribuição relevante é a Prechter (2009), que sugeriu que o vasto catálogo de padrões de mercado dado pela teoria da Dow pode ser reduzido a um punhado de formas dos Princípios de Elliot. É razoável afirmar que essas e outras criações e descobertas tornam mais provável e precisa a detecção correta de sinais de compra e venda, capturando aspectos da formação de preços não vislumbrados anteriormente.

A abordagem das regras de negociação tem recebido grande atenção nos últimos anos, devido, sobretudo, ao desenvolvimento de ferramentas para tratar os efeitos de *data mining*. Essas ferramentas sinalizam a possibilidade de se obter um bom indicador por meio de testes repetidos, um procedimento conhecido como *data snooping* ou *data mining*. White (2000) desenvolveu um método, conhecido como teste de realidade, para mensurar o problema. Em linhas gerais, White (2000) apresentou uma maneira de quantificar o viés de *data snooping* por um processo de *bootstrap*. Através de simulações sucessivas, constrói-se uma distribuição para testar a hipótese nula de que o retorno da estratégia investigada é superior à alternativa. O teste de White é empregado para validar o uso de estratégias de negociação, selecionando aquelas com os menores p-valores. No entanto, o teste de realidade sofre da crítica de que o emprego de estratégias sabidamente perdedoras pode enviesar os resultados, tornando a avaliação excessivamente rigorosa (Hansen, 2005). Isso, apesar da metodologia de White (2000) ser um teste de hipóteses múltiplas da família dos *False Discovery Rate*, menos severos que os testes da família *Familywise Error Rate*. Servindo como base ao trabalho citado, Diebold e Mariano (1995) desenvolveram um teste de verificação da acurácia de previsores concorrentes, com erros correlacionados e não-gaussianos. Essa ferramenta foi empregada neste trabalho e sua metodologia será descrita na próxima seção.

Embora o surgimento de ferramentas de *data snooping* tenha contribuído para o desenvolvimento da literatura, ativos menos líquidos ainda são pouco observados em aplicações empíricas. Há pelo menos três razões para se justificar esse fato. Em primeiro lugar, a disponibilidade de dados desempenha um papel importante. Em segundo, o interesse de grandes *traders* direciona as análises para mercados mais líquidos. Por fim, o desejo de se fazer comparações entre países condiciona as pesquisas para índices nacionais de mercado, geralmente formados pelas ações mais líquidas. Nesse sentido, trabalhos com ativos individuais de menor liquidez agregam conhecimento à literatura empírica existente.

Como comentado, alguns trabalhos são dedicados a comparações entre países. Harvey (1995) é um exemplo. O autor avaliou 23 índices acionários e sugeriu que a inclusão de ativos de mercados emergentes eleva a expectativa de retorno ponderado ao risco de uma carteira global. Ainda mais, os resultados do autor sugerem que a previsibilidade de retornos em mercados emergentes é maior do que nos pares desenvolvidos, e também mais dependentes de informações locais. Pauwels *et al.* (2011) analisaram o desempenho da análise técnica em 34 países e encontraram lucros estatisticamente significativos em apenas quatro deles - Botsuana, Jamaica, Quênia e Omã -, após as contabilizações do viés de *data snooping* e de custos de transação. Ratner e Leal (1999) compararam dez mercados de ações emergentes e encontraram

lucros significativos com o emprego de indicadores de análise técnica para Formosa, México e Tailândia, mesmo após considerarem custos de transação. Os autores sugeriram que o resultado está associado à microestrutura dos negócios naqueles mercados. Em conjunto, os resultados sugerem a possibilidade de haver menor eficiência em mercados menos desenvolvidos, que coincidentemente ou não também são menos líquidos que os congêneres de países desenvolvidos.

A literatura brasileira que aplica a metodologia de avaliação de regras de negociação é crescente, mas ainda concentrada em poucos ativos. No mercado de câmbio, Ferreira e Lucinda (2009) aplicaram o teste de realidade de White para 1.712 regras construídas a partir de quatro indicadores. Os autores refutaram a utilização de análise técnica e explicaram a rejeição da hipótese de rentabilidade dos indicadores pela participação de investidores estrangeiros, que elevam o volume de negócios e conseqüentemente a liquidez dos ativos. Rodrigues (2012) aplicou o teste de realidade de White aos contratos futuros de boi gordo e café da BM&FBovespa, usando o indicador MACD. Os resultados sugerem que seria possível obter retornos superiores com a estratégia, mesmo após a consideração do viés de *data snooping*. Outros estudos relevantes são os de Leal e Varanda (2000), Saffi (2003), Baptista e Valls Pereira (2008), Boainain e Valls Pereira (2009) e Guimarães *et al.* (2011), todos focados no mercado acionário ou em índices futuros de ações.

O estudo de Leal e Varanda (2000) é seminal no mercado brasileiro. Os autores aplicaram combinações de médias móveis em ações líquidas e o Ibovespa, entre 1994 e 1998, e não encontraram estratégia rentável e estatisticamente significativa com a inclusão de custos de transação. Saffi (2003) testou a forma fraca de eficiência no índice futuro Ibovespa aplicando o teste de White (2000) em 14.630 estratégias formadas a partir de cinco indicadores de análise técnica. Os resultados sugeriram que a análise técnica não é rentável e não deve ser utilizada por investidores, em acordo com a forma fraca de mercado eficiente. Outro trabalho pertinente é o de Baptista e Valls Pereira (2008), que utilizaram dados intradia do Ibovespa futuro, entre abril de 2000 e fevereiro de 2005, agrupando as amostras assíncronas a taxas de 3 a 10 minutos. Os resultados mostraram dependência da rentabilidade aos custos de transação, como apontado por Boainain e Valls Pereira (2009), que testaram o padrão ombro-cabeça-ombro em 30 ações brasileiras. Em estudo mais recente, Guimarães *et al.* (2011) aplicaram médias móveis a dados intradia do minicontrato do Ibovespa futuro, em intervalos espaçados de 5 minutos, e rejeitaram a hipótese de eficiência fraca.

A maioria dos trabalhos dedicados a ativos brasileiros é congruente com os resultados internacionais sobre a relevância dos custos de transação na rentabilidade da estratégia analisada. Ainda mais, apesar de conjuntamente também apontarem para a ineficácia do uso de indicadores de análise técnica, todos os trabalhos comentados abordam ativos extremamente líquidos. Assim, para que seus resultados sejam generalizados para qualquer ativo é razoável que não exista relação entre a liquidez dos ativos e a acurácia dos indicadores de análise técnica. Nesta linha, este trabalho abrange ativos com diferentes níveis de liquidez através de metodologia abordada adiante.

3. Dados e metodologia

O universo a ser avaliado abrange 47 ações do mercado brasileiro. Apesar de selecionadas dentre os papéis mais líquidos, elas contemplam ativos chamados de primeira e segunda linhas. A seleção de uma amostra e a não utilização do conjunto completo das ações negociadas na BM&FBovespa ocorreu pela limitação computacional imposta ao autor pela magnitude dos

testes realizados. Foram capturados, no sítio eletrônico da BM&FBovespa (www.bmfbovespa.com.br), os preços de fechamento, últimas melhores ofertas de compra e venda, número de negócios e volumes financeiros diários, entre janeiro de 2003 e dezembro de 2012. Antes de realizar os testes propostos, realizou-se o ajuste de preços por dividendos e outros proventos.

A investigação se inicia pelo cálculo de AI, modelado a partir de seis indicadores populares: média aritmética simples (versões curta e longa), média móvel exponencial, índice de força relativa, fluxo de dinheiro de Chaikin e o padrão ombro-cabeça-ombro. O conjunto cobre a teoria de Dow-Elliott, osciladores e indicadores de tendência. O resumo dos parâmetros testados são apresentados na tabela 1. Foram consideradas 3.531 regras de negociação. A lista completa com os detalhes de cada indicador pode ser visualizada no Apêndice I.

Indicadores (<i>k</i>)	Parâmetros (<i>p</i>)	Valores	Nº de Regras
1) Média Aritmética (Curta)	<i>p</i> : número de dias	<i>p</i> : [5,50]	46
2) Média Aritmética (Longa)	<i>p</i> : número de dias	<i>p</i> : [150,220]	71
3) Média Móvel Exponencial	<i>p</i> ₁ : número de dias <i>p</i> ₂ : parâmetro de suavização	<i>p</i> ₁ : [5,50] <i>p</i> ₂ : [1,35]	1.610
4) Índice de Força Relativa	<i>p</i> ₁ : número de dias <i>p</i> ₂ : valor do limite superior <i>p</i> ₃ : valor do limite inferior	<i>p</i> ₁ : [5,51] ^(*) <i>p</i> ₂ : [74,99] ^(**) <i>p</i> ₃ : [1,26] ^(**)	864
5) Fluxo de Dinheiro de Chaikin	<i>p</i> ₁ : número de dias <i>p</i> ₂ : valor do limite superior <i>p</i> ₃ : valor do limite inferior	<i>p</i> ₁ : [5,51] ^(*) <i>p</i> ₂ : [74,99] ^(**) <i>p</i> ₃ : [1,26] ^(**)	864
6) Ombro-Cabeça-Ombro	<i>p</i> : variação sobre o ombro	<i>p</i> : [1,30]	30

Nota: A tabela 1 apresenta os parâmetros de cada um dos seis indicadores de análise técnica contemplados neste trabalho, assim como os valores utilizados no processo de seleção de parâmetros vencedores e a quantidade total de combinações para cada indicador. Os asteriscos (*) e (**) indicam que os parâmetros variam, na ordem, de 2 em 2 e de 5 em 5 unidades.

Fonte: autor

A construção de AI seguiu três etapas. Primeiro, para cada par ação-indicador, procedeu-se a seleção dos parâmetros vencedores aplicando um teste *t* de diferença entre duas médias. Em seguida, os sinais de compra e venda foram calculados com os parâmetros vencedores. Por último, os sinais agregados foram construídos com a aplicação de uma regra simples sobre os sinais individuais. Maiores detalhes sobre os procedimentos adotados são apresentados a seguir.

Para cada ação *w* (*w* = 1, 2, ..., 47); indicador *k* (*k* = 0, 1, ..., 6)¹; conjunto de parâmetros *p*²; e amostra *z* (*z* = 1, 2, ..., 100), construída em blocos consecutivos aleatórios, calculou-se o excesso de retorno $f_{k,p}^{w,z} = R_{k,p}^{w,z} - R_0^{w,z}$, dado pela diferença entre o retorno da regra de negociação, $R_{k,p}^{w,z}$, e o retorno da alternativa *buy-and-hold*, $R_0^{w,z}$. Apesar da crítica de Lahiri (1999) ao método de reamostragem em blocos aleatórios, que produz erros quadráticos médios superiores ao método de blocos de tamanho não-aleatório, ele foi preferido por permitir maior número de indicadores individuais com sinais válidos.

¹ Atribui-se à estratégia *buy-and-hold* o valor *k* = 0.

² O número de parâmetros varia em função do indicador, *p* = *p*(*k*).

Com o objetivo de descobrir se as combinações de parâmetros p de cada indicador k e ação w produzem excesso de retorno, procedeu-se um teste t de médias para cada par ação-indicador, avaliando a hipótese de que a média dos retornos da regra de negociação não é superior à média dos retornos da alternativa *buy-and-hold*, isto é, $H_0: E[(\bar{f}_{k,p}^w)] \leq 0$, em que a barra superior indica a média das cem amostras z . Após os testes, um conjunto de parâmetros p foi selecionado como vencedor se respeitasse três condições: (i) possuir o menor p-valor do par ação-indicador; (ii) esse p-valor fosse inferior a 10%; e (iii) o retorno associado ($\bar{R}_{k,p}^w$) fosse positivo.

Para a segunda etapa, com parâmetros vencedores em mãos, os sinais de compra e venda individuais foram construídos. A terceira e última etapa prosseguiu com a construção dos sinais agregados de AI. A regra adotada foi: "execute o que a maioria (moda) dos indicadores com parâmetros vencedores sugerir". Não há posição neutra. Se não houver sinal, permanece-se na posição (comprado ou vendido) do período anterior. Agora, se houver sinal de compra quando já se está comprado, não se dobra a posição, permanece-se comprado. De maneira inversa, se a atual posição for vendida, compra-se duplamente, para sair da posição vendida e ficar comprado. Assim, constrói-se uma série binária $\{s_t^{AI}\}_{t=1}^T$, para cada ação, valendo 1 quando AI sinalizar compra e 0 quando sinalizar venda. Para o caso da estratégia concorrente *buy-and-hold*, a série construída, $\{s_t^{BH}\}_{t=1}^T$, vale sempre 1.

Em seguida, aplicou-se a metodologia de Diebold e Mariano (1995) para avaliar a acurácia dos sinais de AI em cada uma das 47 ações. Foram construídos os retornos associados ao emprego das regras $\{s_t^{AI}\}_{t=1}^T$ e $\{s_t^{BH}\}_{t=1}^T$ e os respectivos erros de previsão, $\{e_{t+1}^{AI}\}_{t=1}^T$ e $\{e_{t+1}^{BH}\}_{t=1}^T$. Sendo a função de perda L a diferença quadrática dos erros, $L = (e^{AI})^2 - (e^{BH})^2$, testou-se a hipótese nula de que a média de L vale zero. A estatística S de Diebold e Mariano é calculada como $S = \bar{L}/\sigma_L$, em que \bar{L} é a média de L e σ_L , o seu desvio padrão para a amostra.

Com a avaliação da acurácia para cada uma das 47 ações em mãos, prosseguiu-se com a avaliação de sua relação com as variáveis de liquidez. Neste ponto, diversas sugestões de *proxies* de liquidez são encontradas na literatura. Entre as mais usadas estão algumas variantes da diferença entre os preços de compra e de venda (*bid-ask spread*), o volume negociado, o número de negócios e a razão entre a quantidade de ações negociada e o total em circulação (*turn-over*). Neste trabalho, foram empregados uma versão do *bid-ask spread*³, o número de negócios e o volume financeiro.

Para examinar as relações entre as variáveis de liquidez e a de acurácia, aplicou-se uma estimação de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), seguindo a equação (1):

$$S_w = \alpha_w + \beta_s SPR_w + \beta_n NEG_w + \beta_v VOL_w + e_w \quad (1)$$

em que S_w é a variável de acurácia de Diebold e Mariano (1995), SPR_w é o *bid-ask spread*, NEG_w é o número médio de negócios por dia (em mil negócios), VOL_w é o volume médio diário (em R\$ bilhões) e e_w é o termo de erro, independente e identicamente distribuído, todos da ação w . A tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas básicas das variáveis.

³ Sendo *bid* e *ask* as melhores ofertas de compra e venda, na ordem, o *bid-ask spread* (*SPR*) foi calculado como $SPR = (ask - bid)/[(ask+bid)/2]$.

Tabela 2
Estatística descritiva das variáveis

Variáveis	Média	Desvio padrão	Nºobs
<i>S</i>	0,1489	2,585	47
<i>SPR</i> (%)	0,172	0,182	47
<i>NEG</i> (mil)	4,607	3,044	47
<i>VOL</i> (R\$ bilhões)	0,0698	0,0897	47

Nota: A tabela 2 apresenta a média, o desvio padrão e o número de observações de cada uma das variáveis empregadas na estimação da equação (1): a estatística de Diebold e Mariano (1995) [*S*]; *bid-ask spread* [*SPR*], o número médio de negócios por dia (em mil negócios) [*NEG*] e o volume médio diário (em R\$ bilhões) [*VOL*].

Fontes: *BM&FBovespa* (*SPR*, *NEG* e *VOL*) e cálculos do autor (*S*)

Se os mercados são eficientes e os custos de transação são nulos, os preços observados devem contemplar todas as informações relevantes sobre o valor intrínseco dos ativos, a correlação entre preços sucessivos é baixa e qualquer mudança significativa no preço vem de novas informações relevantes e não-antecipadas. Nesse caso, espera-se $\beta_s = \beta_n = \beta_v = 0$, ou seja, a acurácia dos indicadores técnicos é independente do *bid-ask spread*, número de negócios ou volume, sendo superior à alternativa *buy-and-hold* somente por sorte. Porém, para ações menos líquidas, em que há significativo custo de entrada e saída, e menor monitoramento de agentes, novas notícias podem ser incorporadas ao preço de maneira mais lenta. Haveria espaço para o uso de análise técnica e, nesse caso, os parâmetros teriam sinal positivo para o *bid-ask spread* e sinais negativos para o volume e o número de negócios, isto é, $\beta_s > 0$, $\beta_n < 0$ e $\beta_v < 0$.

4. Resultados

O processo de otimização dos parâmetros gerou em média 2,66 indicadores vencedores para cada papel. Destacam-se o indicador Fluxo de Dinheiro de Chaikin que esteve presente como vencedor em todas as ações e o Índice de Força Relativa que não foi vencedor para apenas um ativo. Apesar de a amostra de indicadores ser pequena e não permitir inferências robustas, os dois indicadores citados são aqueles com maior número de parâmetros dentro do conjunto estudado, sugerindo que quanto mais sofisticado for o indicador, isto é, maior número de parâmetros empregar, maior o número de seleção de vencedores. A tabela no apêndice II apresenta as principais estatísticas geradas no processo de otimização.⁴

Os resultados dos testes de Diebold e Mariano (1995), apresentados na tabela 3, mostram que das 47 ações investigadas, em 27 delas a *performance* da estratégia AI foi superior àquela da alternativa *buy-and-hold*, isto é, $e^{AI} < e^{BH}$. Dentre o total de 47 ações, 18 apresentaram resultados significativos, i.e., p-valor inferior a 10%, quer fossem vencedores ou perdedores. Desses, a *performance* de AI foi superior à da alternativa *buy-and-hold* em 10 casos. Qualquer que seja o universo considerado, papéis com elevado e baixo perfil de liquidez são encontrados.

⁴ Nesta etapa cabe observar que a opção de não utilizar o teste de White (2000) se deu pelo reduzido número de ações com indicadores vencedores produzido por aquele método, o que inviabilizaria o teste econométrico proposto na pesquisa.

Tabela 3
Resultados do Teste de Acurácia

Indicador	P-valor	Estat S	e^{AI}	e^{BH}	Indicador	P-valor	Estat S	e^{AI}	e^{BH}
ALLL3	12,5%	1,53	0,534	0,583	ITUB4	1,6%	2,42	0,465	0,535
BBAS3	13,4%	1,50	0,485	0,515	JBSS3	24,0%	1,18	0,483	0,517
BBDC4	0,0%	4,26	0,460	0,540	LAME4	0,0%	(5,64)	0,653	0,529
BISA3	14,2%	(1,47)	0,599	0,567	LLXL3	2,2%	2,29	0,476	0,554
BOVA11	65,3%	(0,45)	0,508	0,492	LREN3	61,4%	0,50	0,494	0,506
BRFS3	93,0%	(0,09)	0,501	0,499	MMXM3	6,8%	(1,82)	0,586	0,532
BRML3	27,4%	1,09	0,492	0,517	MRFG3	0,6%	2,73	0,459	0,541
BVMF3	42,2%	0,80	0,488	0,512	MRVE3	32,1%	0,99	0,487	0,507
CCRO3	10,3%	1,63	0,486	0,521	OGXP3	75,5%	0,31	0,495	0,505
CIEL3	52,7%	(0,63)	0,513	0,487	OIBR3	60,1%	0,52	0,481	0,519
CMIG4	100,0%	-	0,500	0,500	OIBR4	83,5%	(0,21)	0,507	0,493
CSAN3	100,0%	-	0,500	0,500	PDGR3	13,1%	1,51	0,482	0,518
CSNA3	0,0%	(4,97)	0,595	0,502	PETR3	49,2%	(0,69)	0,508	0,492
CTIP3	70,5%	(0,38)	0,508	0,495	PETR4	0,0%	(3,75)	0,572	0,487
CYRE3	23,0%	1,20	0,489	0,517	RADL3	43,3%	(0,78)	0,524	0,476
DTEX3	8,7%	1,71	0,476	0,524	RSID3	0,0%	4,50	0,416	0,584
ECOR3	26,7%	1,11	0,480	0,520	SANB11	1,6%	2,41	0,463	0,537
FIBR3	15,5%	1,42	0,479	0,521	TIMP3	84,2%	(0,20)	0,505	0,495
GISA3	5,9%	1,89	0,479	0,521	UGPA3	56,1%	0,58	0,534	0,548
GGBR4	0,5%	(2,82)	0,564	0,509	USIM5	3,6%	(2,10)	0,547	0,510
GOLL4	0,0%	(9,74)	0,668	0,534	VAGR3	0,0%	4,28	0,496	0,718
HYPE3	1,6%	(2,41)	0,587	0,514	VALE3	83,1%	0,21	0,498	0,502
ITSA4	0,2%	3,14	0,473	0,527	VALE5	47,3%	(0,72)	0,508	0,492
					VIVT4	89,3%	0,13	0,496	0,504

Nota: A tabela 3 apresenta os resultados do teste de acurácia. As colunas apresentam o p-valor, a estatística S de Diebold e Mariano, e os erros calculados para a sequência de sinais emitidos pelo indicador agregado construído (AI) e a alternativa *buy-and-hold* (BH).

Fonte: cálculos do autor

Para iniciar a investigação sobre a relação entre as variáveis de acurácia e liquidez, calculou-se a matriz de correlações, apresentada na tabela 4. Por ela, é possível observar a elevada relação linear entre as variáveis número de negócio (NEG) e volume negociado (VOL), podendo gerar problemas de multicolinearidade nas estimações. A variável de acurácia e as de liquidez apresentaram reduzidas correlações, sendo o *bid-ask spread* a variável que apresentou maior valor absoluto (28,1%).

Tabela 4
Correlação Linear entre Variáveis

	S	SPR	NEG	VOL
S	1	-	-	-
SPR	0,281	1	-	-
NEG	0,006	-0,168	1	-
VOL	-0,135	-0,253	0,814	1

Nota: A tabela 4 apresenta as correlações lineares calculadas entre as quatro variáveis empregadas no estudo.

Fonte: autor

Prosseguiu-se com as estimações da equação (1), usando diferentes conjuntos de ações, dados pelos p-valores da estatística de Diebold e Mariano (1995). Com isto, quer-se dizer que a equação (1) foi avaliada contemplando inicialmente o conjunto completo de ações estudadas, somente aquelas com indicadores vencedores com p-valores do teste de Diebold e Mariano inferiores a 10% e, por último, considerou-se uma amostra mais restrita, com indicadores

vencedores com p-valores inferiores a 5%. Os principais resultados das estimações são apresentados na tabela 5.

Tabela 5
Resultados das Estimações da Equação 1

Modelo		I	II	III	IV	V	VI	VII
Variáveis		Coef. (p-valor)						
Endógena: S	Constante	-1,044 (0,245)	-0,777 (0,379)	-0,537 (0,256)	-0,357 (0,573)	-0,368 (0,639)	0,122 (0,874)	0,421 (0,400)
	SPR	3,561 (0,000)	4,125 (0,000)	3,992 (0,000)	3,746 (0,000)	- -	- -	- -
Amostra completa	NEG	0,271 (0,090)	0,047 (0,698)	- -	- -	0,295 (0,067)	0,005 (0,963)	- -
	VOL	-9,542 (0,061)	- -	- -	-1,971 (0,613)	-12,04 (0,017)	- -	-3,899 (0,277)
47 ações	Estatística F	12,06	11,03	24,25	14,14	3,06	0,00	1,21
	R ²	0,117	0,082	0,079	0,084	0,059	0,00	0,02
Endógena: S	Constante	-4,683 (0,120)	-1,93 (0,420)	-1,118 (0,339)	-0,953 (0,551)	-3,594 (0,182)	-0,41 (0,841)	0,176 (0,891)
	SPR	4,309 (0,006)	4,947 (0,008)	4,532 (0,002)	4,367 (0,009)	- -	- -	- -
P-valor < 10%	NEG	1,495 (0,044)	0,157 (0,644)	- -	- -	1,505 (0,041)	0,045 (0,888)	- -
	VOL	-43,1 (0,017)	- -	- -	-1,703 (0,830)	-46,5 (0,013)	- -	-4,905 (0,473)
18 ações	Estatística F	7,28	5,94	14,29	7,22	5,79	0,02	0,54
	R ²	0,275	0,116	0,105	0,104	0,189	0,00	0,02
Endógena: S	Constante	-4,675 (0,153)	-2,199 (0,425)	-1,267 (0,352)	-1,162 (0,553)	-3,58 (0,216)	-0,652 (0,783)	0,013 (0,993)
	SPR	4,281 (0,012)	4,949 (0,010)	4,497 (0,002)	4,401 (0,014)	- -	- -	- -
P-valor < 5%	NEG	1,462 (0,052)	0,174 (0,631)	- -	- -	1,484 (0,047)	0,060 (0,859)	- -
	VOL	-41,9 (0,022)	- -	- -	-0,995 (0,912)	-45,7 (0,016)	- -	-4,33 (0,572)
15 ações	Estatística F	8,36	6,55	15,62	7,58	5,15	0,03	0,34
	R ²	0,271	0,121	0,105	0,105	0,183	0,00	0,01

Nota: A tabela 5 apresenta os resultados das estimações de variações da equação (1) (modelos I a VII). Foram selecionados três grupos de dados. O primeiro contempla a amostra completa das 47 ações. O segundo e o terceiro grupos abrangem as ações cujo p-valor do teste de Diebold e Mariano (1995) tenham sido, na ordem, menores ou iguais a 10% e 5%. Os valores entre parênteses referem-se aos p-valores.

Fonte: autor

Dentre as variáveis de liquidez, o *bid-ask spread* foi aquele que apresentou resultado consistentemente significativos. Eles sugerem que há relação positiva entre o *bid-ask spread* e a acurácia dos sinais de AI, ou seja, o indicador técnico tende a apresentar menor poder de previsão em ações de elevada liquidez, resultado usual dos trabalhos que empregam o índice Bovespa ou ações de primeira linha. Para todos os modelos que empregam o parâmetro do *spread* (modelos I a IV), os respectivos p-valores foram inferior a 2%. As variáveis volume e número de negócios mostraram resultados conflitantes. Enquanto a primeira mostrou sinal consistente com a ideia de influencia negativa do volume sobre a acurácia, mas não significativamente, a segunda sugeriu uma relação positiva.

5. Considerações finais

Este trabalho investigou a existência de relação entre variáveis representativas da liquidez de ações e a acurácia de regras de negociação baseadas em indicadores de análise técnica. Como *proxies* de liquidez, foram empregados o *bid-ask spread*, o número de negócios e o volume financeiro. Para construir a variável de acurácia, agregaram-se os sinais de seis indicadores de análise técnica compreendendo a teoria de Dow-Elliot, osciladores e indicadores de tendência. Especificamente, foram considerados os seguintes indicadores: média aritmética simples (versões curta e longa), média móvel exponencial, índice de força relativa, fluxo de dinheiro de Chaikin e o padrão ombro-cabeça-ombro.

Após a seleção de parâmetros ótimos para cada par ação-indicador através de um processo de *bootstrap* com blocos consecutivos aleatórios, os sinais de compra e venda foram recalculados usando os parâmetros ótimos obtidos. Em seguida, foram criados os sinais do indicador agregado AI, construído a partir dos sinais individuais de cada indicador, através da seguinte regra: "execute o que a maioria (moda) dos indicadores com parâmetros vencedores sugerir". De posse de AI para cada ação, aplicou-se o teste de Diebold e Mariano (1995) para avaliar o poder de predição dos seus sinais, gerando o indicador de acurácia S , que serviu como variável endógena das estimações realizadas. Assim, uma contribuição deste estudo foi empregar um indicador agregado a partir dos sinais de indicadores individuais. Essa lacuna na literatura foi reportada por Baptista e Valls Pereira (2008) e Pauwels *et al.* (2011).

As estimações sugeriram que o *bid-ask spread* possui relação positiva e estatisticamente significativa com a acurácia. Em outras palavras, os resultados sugerem que o indicador agregado possui pouco poder preditivo em ações muito líquidas, com reduzido *bid-ask spread*. Esta conclusão anda em linha com os resultados de estudos anteriores que advogaram pela ineficácia de indicadores técnicos e empregaram ações de primeira linha ou índices acionários em suas investigações. Por outro lado, pode se depreender que pode haver espaço para o emprego de regras de análise técnica em ativos de menor liquidez, isto é, com largo *bid-ask spread*.

Como qualquer estudo empírico, este não está livre de críticas. Uma extensão natural deste trabalho é ampliar a amostra e o número de indicadores. Além disso, o processo escolhido para seleção de indicadores vencedores e seus respectivos valores ótimos para cada par ação-indicador carrega o viés de *data mining*. Ao invés de aplicar o teste de Diebold e Mariano (1995) aos resultados de AI, os testes de White (2000) e Hansen (2005) seriam duas possibilidades. Porém, para evitar uma possível micronumerosidade à estimação da equação (1) dado rigor imposto pelos testes referidos, preferiu-se a opção menos rigorosa. Como alternativa, a ampliação do número de ações poderia, mesmo com o teste de White (2000) e Hansen (2005), gerar ações com indicadores vencedores em quantidade suficiente para uma futura inspeção.

Referências bibliográficas

- Baesel, J. B.; G. Shows; E. Thorp. Can Joe Granville time the market? *The Journal of Portfolio Management*. v.8, n.3, pp.5-9, 1982.
- Baptista, R. F. de F.; Valls Pereira, P. L. Análise do Desempenho de Regras de Análise Técnica aplicada ao Mercado intradiário do Contrato Futuro do Índice Ibovespa. *Revista Brasileira de Finanças*. v.6, n.2, pp.205-234, 2008.

- Boianain, P. G.; Valls Pereira, P. L. Ombro-Cabeça-Ombro: Testando a Lucratividade do Padrão Gráfico de Análise Técnica no Mercado de Ações Brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*. v.7, n.3, pp.265-303, 2009
- Bollinger, J. *Bollinger on Bollinger Bands*. New York: McGraw-Hill, 2002.
- Brock, W.; J. Lakonishok; B. Lebaron. Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *Journal of Finance*. v.47, n.5, pp.1731-1764, 1992.
- Diebold, F.X.; Mariano, R. Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*. v.13, n.1, pp- 253-265, 1995
- Edward, R.D.; Magee, J.; W.H.C. Bassetti. *Technical Analysis of Stock Trend*. Boca Raton: Taylor & Francis, 2006.
- Fama, E. Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*. v.21, n.5, pp-55-59, 1965.
- Ferreira, L.A.S.; Lucinda, C.R. *Análise de Lucratividade de Modelos de Análise Técnica: O mercado de câmbio brasileiro*. In: SBFIn Encontro Brasileiro de Finanças, 2009, São Leopoldo – RS. Sociedade Brasileira de Finanças, 2009.
- Granville, J. E. *Granville's New Strategy of Daily Stock Market Timing for Maximum Profit*. New York: Prentice-Hall, 1976.
- Guimarães, D.P.; G.S.Araújo; C.H. Barbedo. É Possível Bater o Ibovespa com Operações de Análise Técnica no Mercado Futuro? *Revista de Administração Contemporânea*, v.15, n.5, pp.918-930, 2011.
- Hansen, P.R. A Test for Superior Predictive Ability. *Journal of Business and Economic Statistics*. v.23, n.4, pp-365-380, 2005.
- Harvey, C.R.. The Risk Exposure of Emerging Equity Markets. *World Bank Economic Review*. v.9, n.1, pp-19-50, 1995.
- Lahiri, S.N. Theoretical Comparisons of Block Bootstrap Methods. *The Annals of Statistics*. v.27, n.1, pp.386-404, 1999.
- Leal, R. P. C.; Varanda, A. J. *Desempenho de estratégias grafistas de interseção de médias móveis através de simulação bootstrap*. In: Costa JR., N. C. A; Leal, R. P. C.; Lemgruber, E. F. *Mercado de capitais - análise empírica no Brasil*. São Paulo: Atlas, 2000.
- Pauwels, S; K. Inghelbregt.; D. Heyman; P; Marius. Technical Trading Rule in Emerging Stock Markets. *World Academy of Science, Engineering and Technology*. v.59, n.418, pp-2241-2263, 2011.
- Politis, D. N.; Romano, J. P. The Stationary Bootstrap. *Journal of the American Statistical Association*. v.89, n.428, pp. 1303-1313, 1994.
- Prechter, R. R.. Does the Wave Principle Subsume all Valid Technical Chart Pattern? *Journal of Technical Analysis*. v.66, n.1, pp. 28-50, 2009.
- Ratner, Mitchell; Leal, Ricardo P. C. Tests of Technical Trading Strategies in the Emerging Markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking and Finance*. v.23, n.12, pp.1887-1905, 1999.
- Rodrigues, M.A. *Testando a realidade dos excessos de retornos nos contratos futuros de boi gordo e café*. 2ª Conferência em Gestão de Risco e Comercialização de Commodities. Instituto Educacional BM&FBovespa. São Paulo, 2012.

- Saffi, P.A.C. Análise Técnica: Sorte ou Realidade? *Revista Brasileira de Economia*. v.57, n.4, pp.953-974, 2003.
- White, H. A Reality Check for Data Snooping. *Econometrica*. v.68, n.5, pp.1097-1126, 2000.

Apêndice I – Indicadores e Regras de Negociação

Média Móvel Aritmética (ARMOAV) é definida para k defasagens como:

$$ARMOAV_t(k) = \frac{P_t + \sum_{i=1}^{k-1} P_{t-i}}{k}$$

em que P_t é o preço de fechamento ao fim do dia t . A regra de negócio T_t^{ARMOAV} é uma série de tempo definida como:

$$T_t^{ARMOAV}(k) = \begin{cases} -1(\text{comprar}) & \text{se } ARMOAV_t(k) < P_t \div (1 + w) \text{ e } ARMOAV_{t-1}(k) \geq P_{t-1} \\ +1(\text{vender}) & \text{se } ARMOAV_t(k) > P_t \times (1 + w) \text{ e } ARMOAV_{t-1}(k) \leq P_{t-1} \end{cases}$$

em que w é o custo de transação, calculado como a metade do *bid-ask spread*. Foram calculadas duas versões de médias aritméticas, uma curta (de 5 a 60 dias) e outra longa, de (150 a 220 dias).

Média Móvel Exponencial (EXMOAV) é definida para k defasagens como:

$$EXMOAV_t(k, q) = qP_t + (1 - q)EXMOAV_{t-1}$$

em que q é um parâmetro de suavização. A fórmula acima implica em:

$$EXMOAV_t(k, q) = q \sum_{k=0}^{T-1} (1 - q)^k P_{T-k} + (1 - q)^T EXMOAV_0$$

em que $EXMOAV_0$ é o valor inicial, assumido como a média dos últimos 20 valores existentes. Para valores grandes de q , maior peso é atribuído a preços recentes. A regra de negócio T_t^{EXMOAV} é uma série de tempo definida como:

$$T_t^{EXMOAV}(k, q) = \begin{cases} -1(\text{comprar}) & \text{se } EXMOAV_t(k) < P_t \div (1 + w) \text{ e } EXMOAV_{t-1}(k) \geq P_{t-1} \\ +1(\text{vender}) & \text{se } EXMOAV_t(k) > P_t \times (1 + w) \text{ e } EXMOAV_{t-1}(k) \leq P_{t-1} \end{cases}$$

Índice de Força Relativa (RESTIN) é um oscilador popular que captura as elevações de preços relativamente às oscilações históricas. Varia entre 0 e 1 e é definido para k defasagens como:

$$RESTIN_t(k) = \frac{POS_t(k)}{POS_t(k) - NEG_t(k)}$$

em que

$$POS_t(k) = \frac{\sum_{i=1}^{t+k-1} (P_i - P_{i-1})}{k} \quad \text{se } \sum_{i=1}^{t+k-1} (P_i - P_{i-1}) > 0$$

$$NEG_t(k) = \frac{\sum_{i=1}^{t+k-1} (P_i - P_{i-1})}{k} \quad \text{se } \sum_{i=1}^{t+k-1} (P_i - P_{i-1}) \leq 0$$

Ajustando pelo custo de transação w , a regra de negócio T_t^{RESTIN} é uma série de tempo definida como:

$$T_t^{RESTIN}(k, sup, inf) = \begin{cases} -1(\text{comprar}) & \text{se } RESTIN_t(k) \times (1 + w) < inf \\ & \text{e } RESTIN_{t-1}(k) \geq inf \\ +1(\text{vender}) & \text{se } RESTIN_t(k) \div (1 + w) > sup \\ & \text{e } RESTIN_{t-1}(k) \leq sup \end{cases}$$

em que *sup* e *inf* são chamados de resistência e suporte, ou limite máximo e mínimo, geradores de momentos de venda e compra, respectivamente.

Fluxo de Dinheiro de Chaikin (CHAIKI) é um indicador inspirado no indicador On Balance Volume, que parte de um volume médio (neste trabalho, a média dos últimos 20 volumes diários) agregando o volume diário quando o preço sobe e subtraindo quando o preço cai. Algebricamente o Fluxo de Dinheiro de Chaikin é definido como:

$$CHAIKI_t(k) = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} LAD_{t+i}}{\sum_{i=0}^{k-1} v_{t+i}}$$

em que

$$LAD_t(k) = \frac{(P_t - L_k) - (H_k - P_t)}{(H_k - L_k)} \times v_t$$

em que H_k e L_k são o preço máximo e mínimo nos últimos $k-1$ dias (i.e., $H_k = \max\{P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-k+1}\}$ e $L_k = \min\{P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-k+1}\}$), v_t é o volume, em Reais, negociado no dia t , e P_t é o preço de fechamento em t . A regra de negócio T_t^{CHAIKI} é uma série de tempo definida como:

$$T_t^{CHAIKI}(k, sup, inf) = \begin{cases} -1(\text{comprar}) & \text{se } CHAIKI_t(k) \times (1+w) < inf \\ & \text{e } CHAIKI_{t-1}(k) \geq inf \\ +1(\text{vender}) & \text{se } CHAIKI_t(k) \div (1+w) > sup \\ & \text{e } CHAIKI_{t-1}(k) \leq sup \end{cases}$$

em que sup e inf são chamados de resistência e suporte, ou limite máximo e mínimo, geradores de momentos de venda e compra, respectivamente.

Ombro-Cabeça-Ombro (HEANSH) é uma figura popular da tradição de Dow-Elliot (Edwards and Magee, 1966). Inicialmente os dados foram suavizados em uma janela recursiva de 5 dias (4 defasagens e preço atual), capturando máximos e mínimos. Com a série suavizada, seguiu-se Boainain and Valls Pereira (2009) de maneira adaptada. A versão invertida é aplicada de maneira similar com sinais trocados.

$$HEANSH_t(k_1, k_2, k_3) = 1 \text{ se } \begin{cases} E_{-5} > E_{-7} \text{ e } E_{-4} > E_{-6} \\ E_{-3} > E_{-5} \text{ e } E_{-3} > E_{-1} \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] > E_{-5} > (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] > E_{-1} > (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] > E_{-4} > (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] > E_{-2} > (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] \\ E_{-4} > E_0 \text{ e } E_{-2} > E_0 \end{cases}$$

$$HEANSH_t(k_1, k_2, k_3) = -1 \text{ se } \begin{cases} E_{-5} < E_{-7} \text{ e } E_{-4} < E_{-6} \\ E_{-3} < E_{-5} \text{ e } E_{-3} < E_{-1} \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] < E_{-5} < (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] < E_{-1} < (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-1} + E_{-5}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] < E_{-4} < (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] \\ (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] < E_{-2} < (1+k_1) \times \left[\frac{E_{-2} + E_{-4}}{2} \right] \\ E_{-4} < E_0 \text{ e } E_{-2} < E_0 \end{cases}$$

A regra de negócio T_t^{HEANSH} é uma série de tempo definida como:

$$T_t^{HEANSH}(k_1, k_2, q) = \begin{cases} -1(\text{comprar}) & \text{se } HEANSH_k(k) = -1 \\ +1(\text{vender}) & \text{se } HEANSH_k(k) = 1 \end{cases}$$

Apêndice II – Indicadores Vencedores e Principais Resultados da Seleção

Ação	Indicador	(A)	(B)	(C)	(D)	(E)	Ação	Indicador	(A)	(B)	(C)	(D)	(E)
ALLL3	chaik	18,10	42,0%	-15,7%	1,9%	0,00%	ITUB4	chaik	16,29	47,2%	-9,8%	13,6%	0,00%
	head	65,16	44,2%	-12,5%	3,1%	0,00%		ifrel	14,45	48,4%	-9,3%	13,6%	0,00%
	ifrel	20,38	48,2%	-12,2%	21,5%	0,00%	JBSS3	chaik	19,15	47,4%	4,3%	30,9%	0,00%
	memoa	5,42	47,9%	-17,9%	0,3%	0,00%		ifrel	118,5	47,3%	-3,8%	7,1%	0,00%
						memoal		47,60	50,4%	-0,6%	16,6%	0,00%	
BBAS3	chaik	40,63	47,9%	26,9%	53,1%	0,00%	memoe	35,57	49,8%	-0,4%	8,3%	0,01%	
	ifrel	14,99	48,1%	16,8%	32,1%	0,00%	LAME4	chaik	45,60	48,5%	22,2%	47,1%	0,00%
BBDC4	chaik	34,30	47,1%	14,0%	38,6%	0,00%		ifrel	17,78	48,2%	25,7%	32,4%	1,48%
	ifrel	18,58	46,4%	14,0%	23,5%	0,00%		memoe	47,11	50,0%	22,6%	25,8%	5,69%
BISA3	chaik	63	44,8%	-8,2%	21,1%	0,00%	LLXL3	chaik	48,49	45,4%	1,6%	18,3%	0,00%
	head	63,50	48,8%	-1,8%	3,0%	9,30%		ifrel	16,72	44,6%	-8,0%	14,0%	0,00%
	ifrel	31,62	50,2%	-12,3%	25,0%	0,00%		memoal	22,25	46,6%	14,7%	22,6%	0,01%
	memoa	4,43	49,6%	-2,2%	6,7%	0,89%	LREN3	chaik	49,14	49,1%	33,9%	72,2%	0,00%
BOVA11	chaik	18,10	50,8%	1,2%	17,3%	0,00%		ifrel	16,24	50,2%	25,0%	44,2%	0,00%
	ifrel	17,29	49,7%	-2,3%	16,0%	0,00%	MMXM3	chaik	39,28	47,3%	15,4%	43,8%	0,00%
BRFS3	chaik	15,22	51,1%	23,1%	58,3%	0,00%		memoal	66,74	50,2%	2,4%	19,3%	0,00%
	ifrel	20,83	48,8%	21,0%	38,4%	0,00%	memoe	32	50,8%	-3,0%	13,9%	0,00%	
BRML3	chaik	11,45	50,8%	45,4%	80,9%	0,00%	MRF3	chaik	31,28	47,0%	-11,3%	20,9%	0,00%
	ifrel	28,50	48,2%	31,3%	36,6%	4,86%		head	33,71	49,6%	-3,4%	11,3%	0,04%
BVMF3	chaik	23,12	48,6%	13,1%	42,1%	0,00%		ifrel	15,33	49,6%	-13,0%	22,0%	0,00%
	ifrel	13,76	48,0%	8,7%	28,3%	0,00%	MRVE3	chaik	13,22	49,6%	2,8%	37,5%	0,00%
CCRO3	chaik	18,23	50,4%	33,8%	68,8%	0,00%		ifrel	118,9	47,9%	2,8%	24,3%	0,00%
	ifrel	16,91	49,2%	30,7%	60,7%	0,00%	OGXP3	chaik	26,42	49,2%	2,7%	26,9%	0,00%
CIEL3	chaik	25	51,2%	32,9%	64,7%	0,00%		ifrel	48,75	48,2%	-19,9%	19,2%	0,00%
								memoal	33,66	50,5%	1,1%	17,3%	0,00%
CMIG4	chaik	40,18	50,9%	18,5%	52,6%	0,00%	memoe	32	50,0%	-15,7%	3,5%	0,00%	
	ifrel	27,31	48,1%	12,8%	25,2%	0,00%	OIBR3	chaik	16,49	51,5%	-1,0%	40,9%	0,00%
CSNA3	chaik	12,82	51,2%	11,0%	34,3%	0,00%		ifrel	16	43,8%	-21,1%	10,0%	0,00%
	ifrel	21,42	50,3%	16,4%	35,9%	0,00%	OIBR4	chaik	11,33	47,1%	20,6%	57,8%	0,00%
	chaik	22,89	49,4%	22,9%	41,3%	0,00%		ifrel	17	47,1%	7,1%	28,9%	0,00%
	ifrel	15,07	48,9%	18,1%	36,5%	0,00%	PDGR3	chaik	17,86	49,6%	6,3%	49,7%	0,00%
memoal	35,58	50,8%	15,5%	28,4%	0,00%	head		55,75	50,2%	-8,5%	1,5%	1,17%	
memoe	30,92	51,0%	17,7%	26,2%	0,00%	ifrel		20,08	51,0%	-11,7%	13,7%	0,00%	
CTIP3	chaik	15,22	51,1%	14,9%	30,3%	0,00%	memoal	37	49,1%	-1,1%	5,2%	2,37%	
	ifrel	11,15	49,0%	17,5%	30,5%	0,00%	PETR3	chaik	35,83	51,2%	11,9%	30,5%	0,00%
	memoa	5,15	48,1%	17,6%	22,8%	8,05%		ifrel	15,24	47,7%	5,2%	21,3%	0,00%
	memoal	31,25	48,8%	24,4%	26,2%	9,73%		memoal	31,35	50,6%	6,5%	11,3%	0,18%
CYRE3	chaik	12,87	49,4%	2,6%	46,8%	0,00%	memoe	35	50,3%	4,7%	10,9%	0,00%	
	head	45,57	50,5%	-0,8%	8,6%	0,10%	PETR4	chaik	40,63	50,1%	9,0%	25,1%	0,00%
	ifrel	20,49	50,0%	8,9%	29,4%	0,00%		ifrel	13,96	48,2%	4,8%	20,5%	0,00%
	memoal	27,33	49,4%	-4,1%	0,7%	4,68%		memoal	33,53	51,1%	9,0%	14,1%	0,08%
DTEX3	chaik	19,85	50,4%	10,1%	29,5%	0,00%	memoe	38,16	50,4%	7,1%	12,8%	0,00%	
	ifrel	32,50	48,5%	6,1%	21,8%	0,00%	RADL3	chaik	22,99	47,8%	36,9%	57,8%	0,00%
	memoal	25,39	48,0%	5,4%	10,3%	3,12%		chaik	34,16	47,6%	45,1%	63,4%	0,00%
	memoe	32,24	47,3%	10,2%	14,5%	5,94%	memoal	35	47,9%	24,8%	34,7%	5,68%	
ECOR3	chaik	30,75	48,0%	24,2%	48,1%	0,00%	SANB11	chaik	49,66	45,6%	-7,3%	13,6%	0,00%
	ifrel	23,20	50,0%	23,9%	35,3%	0,00%		ifrel	70,49	49,6%	-8,6%	18,8%	0,00%
FIBR3	chaik	46	47,1%	-9,0%	10,2%	0,00%	TIMP3	ifrel	16,24	52,3%	-30,7%	4,9%	0,00%
	ifrel	16,11	49,0%	-21,1%	4,4%	0,00%		UGPA3	chaik	56,99	78,9%	2,7%	15,5%
GFS3	chaik	50,16	48,2%	-0,2%	31,9%	0,00%	ifrel		81,80	57,7%	2,0%	4,6%	0,04%
	ifrel	20	50,7%	-13,1%	28,4%	0,00%	USIM5	chaik	35,07	48,7%	9,4%	49,1%	0,00%
memoa	4,17	47,9%	-9,9%	4,3%	0,00%	ifrel		67,33	50,2%	0,4%	20,1%	0,00%	
GGBR4	chaik	14,58	48,5%	8,9%	23,6%	0,00%		memoa	4,45	50,8%	1,3%	6,5%	1,52%
	ifrel	28,80	48,1%	14,0%	26,2%	0,01%	memoal	33,99	52,2%	6,3%	21,1%	0,00%	
	memoal	24,88	50,6%	12,0%	17,1%	0,26%	memoe	35,83	52,1%	-0,5%	12,1%	0,00%	
	memoe	32,71	51,1%	10,4%	16,4%	0,00%	VAGR3	chaik	26	28,8%	-0,3%	56,5%	0,00%
GOLL4	chaik	25,21	47,6%	-6,7%	13,4%	0,00%		ifrel	26	30,8%	-19,4%	46,7%	0,00%
	ifrel	59,16	49,9%	-16,2%	15,1%	0,00%		memoe	27	27,8%	0,4%	0,5%	0,18%
memoe	36,30	49,6%	-9,8%	2,5%	0,00%	VALE3	chaik	16,66	50,7%	17,0%	35,6%	0,00%	
HYPE3	chaik	41,59	46,6%	5,3%	15,5%		0,00%	ifrel	17,65	49,9%	17,1%	32,3%	0,00%
	memoal	37,20	50,0%	29,1%	37,7%	1,03%	VALE5	chaik	19,56	50,4%	20,1%	43,4%	0,00%
memoe	63,00	50,3%	18,4%	30,5%	0,01%	ifrel		15,70	48,1%	14,4%	37,3%	0,00%	
ITSA4	chaik	29,66	48,5%	9,9%	37,1%	0,00%	VIVT4	chaik	13,99	50,0%	-5,2%	9,1%	0,00%
	ifrel	20,23	48,0%	9,4%	23,7%	0,00%							

Nota: A tabela II apresenta os resultados da seleção de indicadores vencedores. As colunas (A), (B), (C), (D) e (E) representam, respectivamente, o número médio de dias por negócio, a taxa de sucesso dos sinais do indicador, o retorno percentual ao dia útil da estratégia *buy-and-hold*, o retorno percentual ao dia útil do indicador, e o p-valor do teste *t* de médias. Fonte: autor