

Investimentos na Bolsa de Valores de São Paulo com o uso da Teoria dos Conjuntos Aproximados

Paulo Henrique Kaupa (Universidade Nove de Julho) paulo.kaupa@gmail.com
Renato José Sassi (Universidade Nove de Julho) sassi@uninove.br

Resumo:

Identificar corretamente as tendências de altas e baixas nos preços das ações é a principal missão do investidor no mercado financeiro. Uma ferramenta que possa apoiar auxiliar o investidor a identificar tais movimentos, se torna indispensável em um ambiente constantemente instável como o mercado de ações, trazendo ao investidor mais segurança para suas escolhas. Este trabalho propõe a aplicação da Teoria dos Conjuntos Aproximados na seleção de ações para investimento na Bolsa de Valores de São Paulo. Essa Teoria têm se mostrado muito favorável na resolução de problemas como descoberta de dependência entre atributos e descoberta de padrões entre os dados, característicos do mercado de ações. Os resultados apontam para o uso desta Teoria, o que torna a aplicação uma importante aliada na seleção de ações.

Palavras chave: Investimentos, Bolsa de Valores, Teoria dos Conjuntos Aproximados.

Investments at Stock Exchange from São Paulo Using the Rough Sets Theory

Abstract

Correctly identify high and low trends at stock prices is the main mission of the investor in the financial market. One tool that can help investors identify such movements becomes essential in an environment constantly unstable as the stock market, this way bringing more security to investors' choices. This paper proposes the application of Rough Sets Theory in selection of stocks for investment on the Stock Exchange of São Paulo. This theory has been very favorable in solving problems like finding dependency between attributes and discovering patterns in the data, characteristic of the stock market. The results point to the use of this theory, which makes the application an important allied in stock selection.

Key-words: Investments, Stock Exchange, Rough Sets Theory.

1. Introdução

Investimentos de risco como Bolsas de Valores, podem trazer ao investidor lucros superiores com relação às alternativas com maior segurança, como por exemplo, as Letras do Tesouro, onde o lucro é conhecido no momento da contratação (BODIE *et al.*, 2009).

Os preços das ações sofrem grande variação, o que caracteriza o risco envolvido neste tipo de aplicação, caso a variação do preço for negativa, podem ocorrer perdas no valor aplicado. Então, identificar a tendência da próxima variação se torna uma atividade fundamental para o

investidor (JINCHUAN e XINZHE, 2008; LI e NI, 2009; HANIF *et al.*, 2011).

Uma análise das variações dos preços das ações deve ser realizada, já que implicam diretamente no rendimento da carteira. Uma ferramenta que possa auxiliar o investidor a identificar quais ações tendem a variar de forma positiva se torna de extrema importância na hora de traçar uma estratégia de investimento e compor uma carteira de ações, que traga bons lucros minimizando o risco associado.

Como pioneiro das técnicas de análise dos preços das ações, destaca-se Harry Markowitz, que criou a chamada Moderna Teoria de Portfólio (MARKOWITZ, 1952). Em sua teoria, Markowitz analisa a variação conjunta (covariância) dos preços das ações para selecionar quais irão compor a carteira, visando minimizar o risco do investimento, trazendo maior segurança para o investidor. A teoria proposta por Markowitz é aplicada nos dias de hoje como apoio à tomada de decisão (KUANG-YOW e CHIEN-CHI, 2010; KAUPA *et al.*, 2009; MARTINEZ, 2009).

Markowitz é um modelo estatístico, que recebe um número limitado de variáveis como entrada para processamento, então surgiram outras técnicas com maior poder de processamento com o objetivo de auxiliar o investidor na escolha de ações, como utilização de técnicas da Inteligência Artificial, capazes de aprender e generalizar o conhecimento com um número ilimitado de variáveis.

Várias são as técnicas utilizadas para auxiliar o investidor no mercado financeiro, dentre elas, destacam-se aquelas que utilizam técnicas da Inteligência Artificial (ALMEIDA, 1993; ALMEIDA e DUMONTIER, 1996; ALMEIDA e ZANETI, 1998; FREITAS e SILVA, 1999; ARRAES, 2001; CHENG-YUAN e YEN-TING, 2002; STEINER *et al.*, 2007; AZCARRAGA *et al.*, 2008; INDIRA e RAMESH, 2011).

A Teoria dos Conjuntos Aproximados (TCA) foi proposta por Zdzislaw Pawlak (PAWLAK, 1982) como um modelo matemático para representação do conhecimento e tratamento de incerteza. Devido a essas características, tem-se utilizado essa teoria em Inteligência Artificial, especialmente nas áreas de aquisição de conhecimento, raciocínio indutivo e descoberta de conhecimento em base de dados (CHUNNIAN *et al.*, 2003; CABRAL e GONTIJO, 2004; YU e SHOUYANG, 2005; SANT'ANNA, 2008; COUTO e GOMES, 2010; YONGQIN e TAO, 2011; SASSI, 2012; GOLAN, 1995).

Este trabalho tem como proposta a aplicação da TCA para identificar as ações que apresentam tendência de alta, apoiando a tomada de decisão de investidores na seleção de ações para compor uma carteira de investimento.

Este trabalho está dividido em 5 seções, além da Introdução seção 1, discute-se o mercado financeiro de forma introdutória na seção 2, as seções 3 e 3.1 são dedicadas à explicação da TCA, os materiais e métodos aplicados são apresentados na seção 4. Discute-se também a realização dos experimentos e os resultados na seção 5 e conclusão apresentada na seção 6.

2. O Mercado Financeiro

O Mercado Financeiro é voltado para a transferência de recursos entre os agentes econômicos, segmento da economia onde o dinheiro é negociado, está dividido em três grandes grupos financeiros: Renda Fixa, Derivativos e Ações.

Os investimentos em Renda fixa são popularmente conhecidos pela segurança (baixo risco) que este grupo traz ao investidor, pois a rentabilidade pode ser conhecida no momento de sua contratação, já os Derivativos, tem seu preço derivado do preço de outro ativo, sendo assim é uma modalidade de investimento com alto grau de risco. Por fim encontra-se o mercado de ações (Bolsas de Valores), onde são realizadas as operações de compra e venda dos títulos das

empresas de capital.

Vale definir alguns conceitos fundamentais relacionados ao mercado financeiro para o entendimento da pesquisa.

- Risco: definido pela variação da rentabilidade de um investimento e em geral é proporcional a esta, ou seja, quanto mais arriscado maior pode ser o ganho (ou a perda). Uma forma de minimizar o risco é diversificar os investimentos (MARKOWITZ, 1952).
- Rentabilidade: É o retorno do capital investido.
- Liquidez: a velocidade pelo qual o investidor pode se desfazer de seu investimento.

No Brasil a Bolsa de Valores, Mercadorias & Futuros do estado de São Paulo (BM&FBovespa) é a instituição de intermediação nas operações do mercado financeiro, estabelecendo regras para as negociações e fiscalizando o mercado e seus participantes (empresas de capital aberto, corretoras de valores e investidores) no cumprimento destas regras.

As análises de investimento em ações, podem ser agrupadas em duas linhas de pensamento, são elas: Análise técnica (também conhecida como análise gráfica) e a Análise Fundamentalista.

A análise técnica ou gráfica estuda as ações através de gráficos com informações históricas, assim tentando prever o comportamento futuro dos seus preços. Já a Análise Fundamentalista, analisa as causas que explicam o comportamento dos preços das ações.

Para medir o desempenho das ações, a BM&FBovespa conta com índices que representam grupos de ações e demonstram seu desempenho ao longo do tempo. O Ibovespa é o principal índice nacional, retrata a variação das ações das principais empresas de capital aberto de diferentes setores (Petróleo, Mineração, Financeiro, Construção, Telefonia, Energia Elétrica, etc.), este conjunto de ações forma uma carteira hipotética de investimento das ações com maior volume de negociação na Bolsa.

As ações que compõe a carteira teórica do índice Ibovespa representam mais de 80% do número de negócios realizados na bolsa de valores de São Paulo, ou seja, são ações de grande liquidez no mercado. Por expressar confiabilidade, este índice é usado como indicador de desempenho médio do mercado nacional (BM&FBOVESPA, 2012; OLIVEIRA e LUDERMIR, 2002; FOX *et al.*, 2011) tanto para transações internas quanto transações internacionais.

3. Teoria dos Conjuntos Aproximados

Conjuntos aproximados podem ser considerados conjuntos com fronteiras nebulosas, ou seja, conjuntos que não podem ser caracterizados precisamente, utilizando-se dos atributos disponíveis (PAWLAK, 1982).

A incerteza pode se manifestar de diversas formas, como: imprecisão, incompletude, inconsistência, etc. A TCA trata de um tipo fundamental de incerteza, a indiscernibilidade. A indiscernibilidade surge quando não é possível distinguir elementos de um mesmo conjunto, e representa a situação em que esses elementos parecem ser um único elemento (UCHÔA, 1998).

Os principais conceitos da TCA são: Espaços Aproximados, Aproximação Inferior (AI), Aproximação Superior (AS), Sistema de Informação (S), Sistema de Decisão (SD) e Indiscernibilidade (IND). Neste trabalho serão apresentados resumidamente o Sistema de

Informação (S), o Sistema de Decisão (SD) e a Indiscernibilidade.

A forma mais comum para representação dos dados na TCA é por meio de um sistema de informação (S) que contém um conjunto de elementos, sendo que cada elemento tem uma quantidade de atributos condicionais. Esses atributos são os mesmos para cada um dos elementos, mas os seus valores nominais podem diferir (Tabela 1).

Dessa forma, um sistema de informação é um par ordenado $S = (U, C)$, onde U é um conjunto finito e não-vazio de elementos chamado de universo (Figura 2), e C é um conjunto finito e não-vazio formado pelos atributos. Cada atributo $a \in C$ é uma função $a: U \rightarrow V_a$, onde V_a é o conjunto dos valores permitidos para o atributo a (sua faixa de valores).

Na Tabela 1, onde é apresentado o sistema de informação S, podem-se observar os principais conceitos de RS, o espaço aproximado $A = (U, R)$, o universo U formado pelos elementos e1; e2; e3; e4; e5, e6 e os atributos (C) Experiência do Vendedor, Qualidade do Produto e Boa Localização e R a relação de equivalência sobre U.

Loja	Experiência do Vendedor	Qualidade do Produto	Boa Localização
e1	Alta	Boa	Não
e2	Média	Boa	Não
e3	Média	Boa	Não
e4	Baixa	Média	Não
e5	Média	Média	Sim
e6	Alta	Média	Sim

Tabela 1 - Exemplo de um Sistema de Informação (S).

Em muitos casos é importante a classificação dos elementos considerando um atributo de decisão que informa a decisão a ser tomada. Assim, um SI que apresenta um atributo de decisão é denominado Sistema de Decisão (SD).

A Tabela 2 mostra um SD obtido a partir do sistema de informação S da Tabela 1, destacando os atributos condicionais (Experiência do Vendedor, Qualidade do Produto e Boa Localização) e o atributo de decisão (Retorno).

Loja	Atributos Condicionais			Atributo de Decisão
	Experiência do Vendedor	Qualidade do Produto	Boa Localização	Retorno
e1	Alta	Boa	Não	Lucro
e2	Média	Boa	Não	Prejuízo
e3	Média	Boa	Não	Lucro
e4	Baixa	Média	Não	Prejuízo
e5	Média	Média	Sim	Prejuízo
e6	Alta	Média	Sim	Lucro

Tabela 2 - Sistema de Decisão (Sistema de Informação com o atributo de decisão Retorno).

Os valores dos atributos são chamados de valores nominais e estão expressos como: Experiência do Vendedor {Alta, Média, Baixa}; Qualidade do Produto {Boa, Média}; Boa Localização {Não, Sim} e Retorno {Lucro, Prejuízo}. Considerando cada atributo

condicional de forma independente, a relação de equivalência do sistema de informação S (Tabela 2) forma os seguintes conjuntos elementares: experiência do vendedor Alta {e1, e6}; Média {e2, e3, e5}; Baixa {e4}; Qualidade do Produto: Boa {e1, e2, e3}; Média {e4, e5, e6} e Boa Localização: Não {e1, e2, e3, e4}; Sim {e5, e6}.

Ao utilizar todos os atributos condicionais do sistema de informação S da Tabela 2 obtêm-se os seguintes conjuntos elementares: {e1}, {e2, e3}, {e4}, {e5} e {e6}. Observando a Tabela 3, pode-se perceber que existem 2 (dois) elementos (casos) {e2} e {e3} iguais (destacados em negrito), no que se refere a valores de atributos condicionais.

Loja	Experiência do Vendedor	Qualidade do Produto	Boa Localização	Retorno
e1	Alta	Boa	Não	Lucro
e2	Média	Boa	Não	Prejuízo
e3	Média	Boa	Não	Lucro
e4	Baixa	Média	Não	Prejuízo
e5	Média	Média	Sim	Prejuízo
e6	Alta	Média	Sim	Lucro

Tabela 3 - Sistema de Decisão com os elementos e2 e e3 indiscerníveis, com relação aos atributos condicionais.

Existindo a Relação de Indiscernibilidade entre os elementos {e2} e {e3} como mostrado na Tabela 3, significa que todos os valores nominais de seus atributos são idênticos com relação ao subconjunto de atributos B ($B \subseteq S$) considerado, ou seja, não podem ser diferenciados entre si.

3.1 Redução de Atributos

A redução de atributos na TCA é feita através dos chamados Redutos (RED), que são subconjuntos de atributos capazes de representar o conhecimento da base de dados com todos os seus atributos iniciais (PAWLAK, 1982).

Um Reduto de B sobre um sistema de informação S é um conjunto de atributos $B' \subseteq B$ tal que todos os atributos $a \in (B - B')$ são dispensáveis. Com isso, $U/INDs(B') = U/INDs(B)$. O termo RED(B) é utilizado para denotar a família de redutos de B. O cálculo de reduções para gerar os redutos é um problema n-p completo, e seu processamento em grandes bases de dados exige grande esforço computacional.

Essa redução é feita pela função de discernibilidade, a partir da Matriz de Discernibilidade. Considerando o conjunto de atributos $B = \{\text{Experiência do Vendedor, Qualidade do Produto e Boa Localização}\}$ para o sistema de informação S, o conjunto de todas as classes de equivalência determinadas por B sobre S é dado por $U/INDs(B) = \{\{e1\}; \{e2, e3\}; \{e4\}; \{e5\}; \{e6\}\}$, que estão representadas na Tabela 3.

A Matriz de Discernibilidade do sistema de informação S, denotada por MD(B), é uma matriz simétrica n x n com: $mD(i, j) = \{a \in B \mid a(E_i) \neq a(E_j)\}$ para $i, j = 1, 2, \dots, n$. sendo $1 \leq i, j \leq n$ e $n = |U / INDs(B)|$. Logo, os elementos da matriz de discernibilidade mD (i, j) é o conjunto de atributos condicionais de B que diferenciam os elementos das classes com relação aos seus valores nominais.

Considerando Experiência do Vendedor (EV), Qualidade do Produto (QP) e Boa Localização (BL), com a finalidade de construir a Matriz de Discernibilidade MD(B), temos na Tabela 4 a sua representação:

	e1	e2	e3	e4	e5	e6
1	∅					
2	EV	∅				
3	EV	∅	∅			
4	EV, QP	EV, QP	EV, QP	∅		
5	EV, QP, BL	QP, BL	QP, BL	EV, BL	∅	
6	QP, BL	EV, QP, BL	EV, QP, BL	EV, BL	EV	∅

Tabela 4 - Matriz de Discernibilidade.

A função de discernibilidade $F_s(B)$ é uma função booleana com m variáveis, que determina o conjunto mínimo de atributos necessários para diferenciar qualquer classe de equivalência das demais, definida como:

$$F_s(\mathbf{a}_1^*, \mathbf{a}_2^*, \dots, \mathbf{a}_m^*) = \bigwedge \{ \bigvee m_D^*(i, j) \mid i, j = 1, 2, \dots, n, \quad m_D(i, j) \neq 0 \}.$$

$$\text{Sendo: } m_D^*(i, j) = \{ \mathbf{a}^* \mid \mathbf{a} \in m_D(i, j) \}$$

Utilizando o método de simplificação de expressões booleanas na função $F_s(B)$, obtém-se o conjunto de todos os implicantes primos dessa função, o qual determina os redutos de S . A simplificação é um processo de manipulação algébrica das funções lógicas com a finalidade de reduzir o número de variáveis e de operações necessárias para a sua realização.

A função de discernibilidade $F_s(B)$ é obtida da seguinte forma: para os atributos contidos dentro de cada célula da Matriz de Discernibilidade $MD(B)$ (Tabela 4), aplica-se o operador “soma”, “or” ou “ \vee ” e, entre as células dessa matriz, utiliza-se o operador “produto”, “and” ou “ \wedge ”, resultando em uma expressão booleana de “Produto da Soma”. A $F_s(B)$ da Tabela 4 é representada por:

$$F_s(B) = (EV) \wedge (EV) \wedge (EV \vee QP) \wedge (EV \vee QP) \wedge (EV \vee QP) \wedge (EV \vee QP \vee BL) \wedge (QP \vee BL) \wedge (QP \vee BL) \wedge (EV \vee BL) \wedge (QP \vee BL) \wedge (EV \vee QP \vee BL) \wedge (EV \vee QP \vee BL) \wedge (EV \vee BL) \wedge (EV)$$

Simplificando esta expressão, utilizando teoremas, propriedades e postulados da Álgebra Booleana, obtém-se a seguinte expressão minimizada:

$$F_s(B) = (EV \wedge (QP \vee BL) \wedge (EV \vee QP \vee BL))$$

Que ainda pode ser escrita na forma de “Soma do Produto”:

$$F_s(B) = (EV \wedge (QP \vee BL)).$$

Os redutos são:

$$RED(B) = \{ \text{Experiência do Vendedor, Qualidade do Produto} \} \text{ e } \{ \text{Experiência do Vendedor, Boa Localização} \}.$$

4. Materiais e Métodos

Os dados para a realização dos experimentos foram extraídos da base da BM&FBovespa, esta extração foi feita em três etapas:

Primeira etapa. Dados referentes às ações no período de 04/01/2011 a 30/03/2012. A extração foi realizada no dia 02/04/2012. Estes dados foram usados como base para o processamento da TCA.

Segunda etapa. Dados referentes às ações no período de 2/04/2012 a 30/04/2012. A extração foi realizada no dia 02/04/2012. Com estes dados será calculado a rentabilidade das ações selecionadas pela TCA e também as ações usadas no comparativo de rentabilidade feito com as ações da carteira teórica do índice Ibovespa.

Terceira etapa. Nesta etapa extraíram-se informações sobre a variação do Índice Ibovespa com o objetivo de comparar o desempenho deste índice com a rentabilidade obtida das ações selecionadas pela TCA. O período de extração destes dados foi de 02/04/2012 a 30/04/2012.

Após a extração na primeira etapa, processaram-se os dados com a TCA, para isto usou-se o software Rosetta versão 1.4.4, em seguida analisou-se a frequência com que as ações aparecem nos redutos a fim de identificar quais se repetem por mais vezes nos redutos, ou seja, aquelas que segundo a TCA possuem maior relevância.

O objetivo foi utilizar a redução de atributos realizada pela TCA, ou seja, as ações que permaneceram após a redução, sendo estas as ações com maior relevância.

Assim, pode-se avaliar o desempenho destas ações com os dados reais de seu desempenho extraídos na segunda etapa dos experimentos e finalizando os experimentos com um comparativo de desempenho com os dados do Índice Ibovespa extraído na terceira etapa citada acima.

Dos dados extraídos na primeira e segunda etapa, apenas as informações referentes ao valor de fechamento de cada ação que fez parte da carteira teórica do índice Ibovespa em abril de 2012 (mês de realização dos testes) foram utilizadas para calcular a variação diária (dia atual subtraído do dia anterior).

Duas análises foram realizadas: A primeira análise foi feita com as cinco ações selecionadas pela TCA apresentadas na Tabela 5, que pertencem a diferentes setores de atuação, assim podem formar uma carteira de investimentos tomando como base a teoria de diversificação de ativos para minimizar o risco do investimento proposta por Markowitz (MARKOWITZ, 1952).

Setor de Atuação	Ação	Descrição	Frequência nos redutos da TCA
Util. Públicos / Energia Elétrica.	CESP6	CESP	35
Telecomunicação / Telefonia Fixa.	*OIBR4	OI	18
Mat. Básicos / Madeira e Papel.	FIBR3	FIBRIA	17
Utilidade Pública / Água Saneamento.	SBSP3	SABESP	13
Consumo Cíclico / Tecidos, Vestuário e Calçados.	HGTX3	CIA HERING	12

Tabela 5 – Relação das cinco ações selecionadas pela TCA.

Importante observar que as ações: TNLP3, TNLP4, BRTO4, TMAR5 presentes carteira teórica do índice Ibovespa no momento da extração e processamento (30/03/2012), sofreram

alteração devido a uma incorporação de empresas que resultou na consolidação destas ações em uma só (OIBR4), esta nova ação passa a valer a partir do pregão do dia 09/04/2012.

A Segunda análise é feita com as dez ações selecionadas pela TCA relacionadas na Tabela 6.

TABELA 6 – Relação das dez ações selecionadas pela TCA.

Setor de Atuação	Código de Negociação	Descrição	Frequência no RS
Utilidade Públ. / Energ Elétrica	CESP6	CESP	35
Telecomunicação / Telefonia Fixa	OIBR4	Telemar	18
Mats Básicos / Madeira e Papel	FIBR3	FIBRIA	17
Utilidade Públ / Água Saneamento	SBSP3	SABESP	13
Consumo Cíclico / Tecid. Vest. Calç.	HGTX3	CIA HERING	12
Mats Básicos / Sid Metalurgia	GOAU4	GERDAU MET	11
Telecomunicação / Telefonia Fixa	VIVT4	TELEF BRASIL	11
Const e Transp / Transporte	LLXL3	LLX LOG	11
Cons N Cíclico/Diversos	HYPE3	HYPERMARCAS	9
Financ e Outros / Interms Finanças	SANB11	SANTANDER BR	9

Em ambas as análises, verifica-se o desempenho das ações selecionadas pela TCA com uma avaliação da rentabilidade com base nos dados destas ações no período de 02/04/2012 à 30/04/2012, também extraídos da base de dados da BM&FBovespa.

Aqui pode-se salientar que valores referentes a impostos, taxas e emolumentos não são considerados, apenas a variação da ação (diferença do valor no pregão de um dia menos o valor da ação no pregão anterior) em seu preço bruto, divulgado pela BM&FBovespa.

5. Realização de Experimentos e Discussão dos resultados

Comparou-se o desempenho das 5 (cinco) ações de maior relevância no índice Ibovespa (Top 5) com as dez ações selecionadas pela TCA. Considerando um investimento de um mês (de 02/04/2012 a 30/04/2012), têm-se os valores exibidos na Figura 1, onde pode-se observar um desempenho melhor para as ações selecionadas pela TCA.

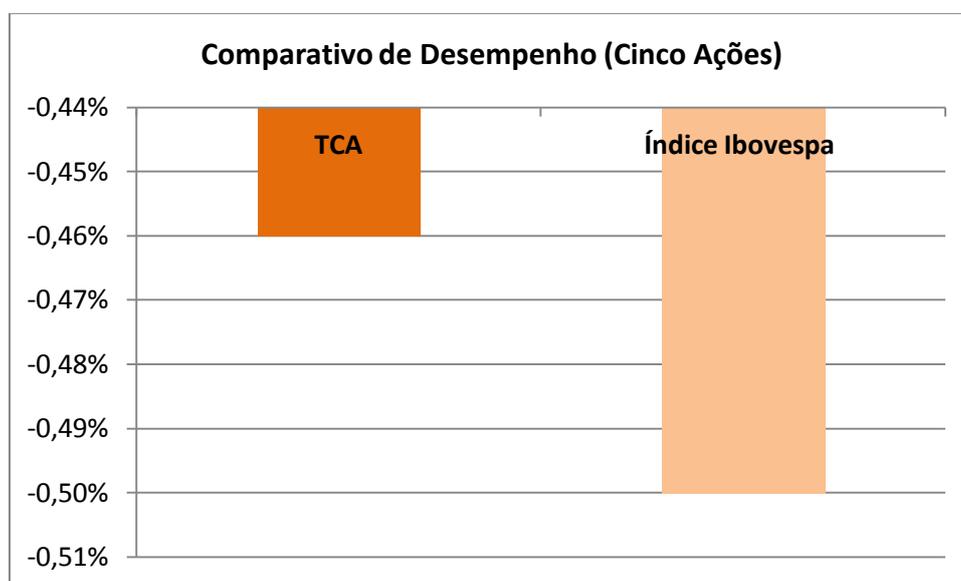


Figura 1 - Comparativo entre TCA e índice Ibovespa (Cinco Ações).

O desempenho das 10 (dez) ações de maior relevância no índice Ibovespa (*Top 10*) foi comparado com as 10 (dez) ações selecionadas pela TCA. Considerando um investimento de 1 (um) mês (de 02/04/2012 a 30/04/2012), têm-se os valores apresentados na Figura 2, onde pode-se observar um desempenho melhor para as ações selecionadas pela TCA.

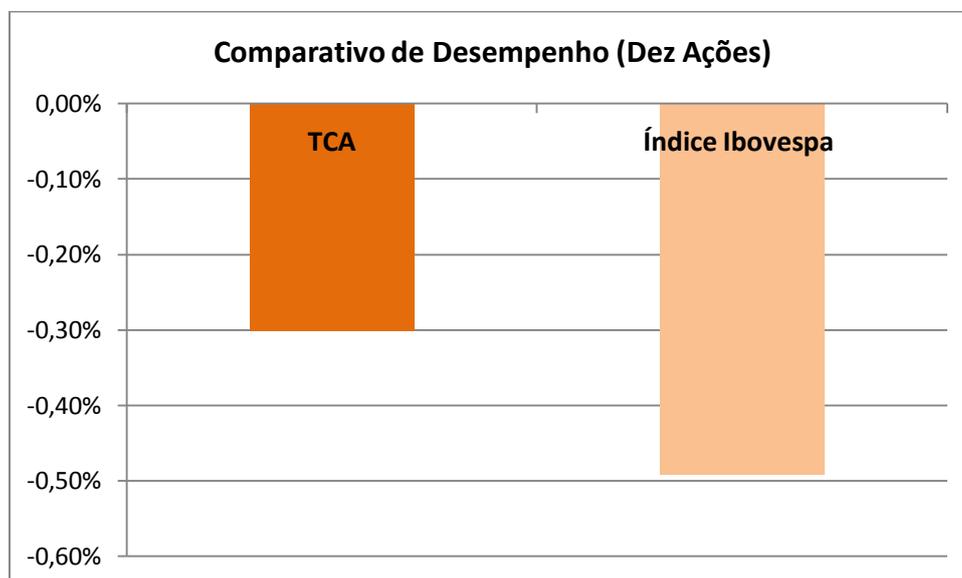


Figura 2 - Comparativo entre TCA e índice Ibovespa (Dez Ações).

Pode-se observar na Tabela 7 que das dez ações selecionadas pela TCA, quatro fecharam em alta no primeiro dia da análise (03/04/2012), já as *Top 10* do índice Ibovespa não houve um desempenho positivo para esta data.

TABELA 7 - Desempenho das Ações no primeiro dia de investimento.

Ação	Desempenho (Variação) no dia 03/04/2012
OIBR4	2,91%
HGTX3	1,18%
BTOW3	1,85%
CRO3	1,18%

Ao final do período de testes (dia 30/04/2012), três das dez ações fecharam em alta (relacionadas na Tabela 8) e nenhuma das ações *Top 10* do índice Ibovespa teve variação positiva ao final deste período.

TABELA 8 – Ações com desempenho positivo na seleção da TCA.

Ação	Desempenho (Variação)
SBSP3	0,10%
GOAU4	0,02%
BTOW3	0,04%

A Figura 3 exibe um comparativo do desempenho diário entre a carteira de 10 (dez) ações formada pela TCA e as a carteira teórica do índice Ibovespa até o final do período de testes (30/04/2012).

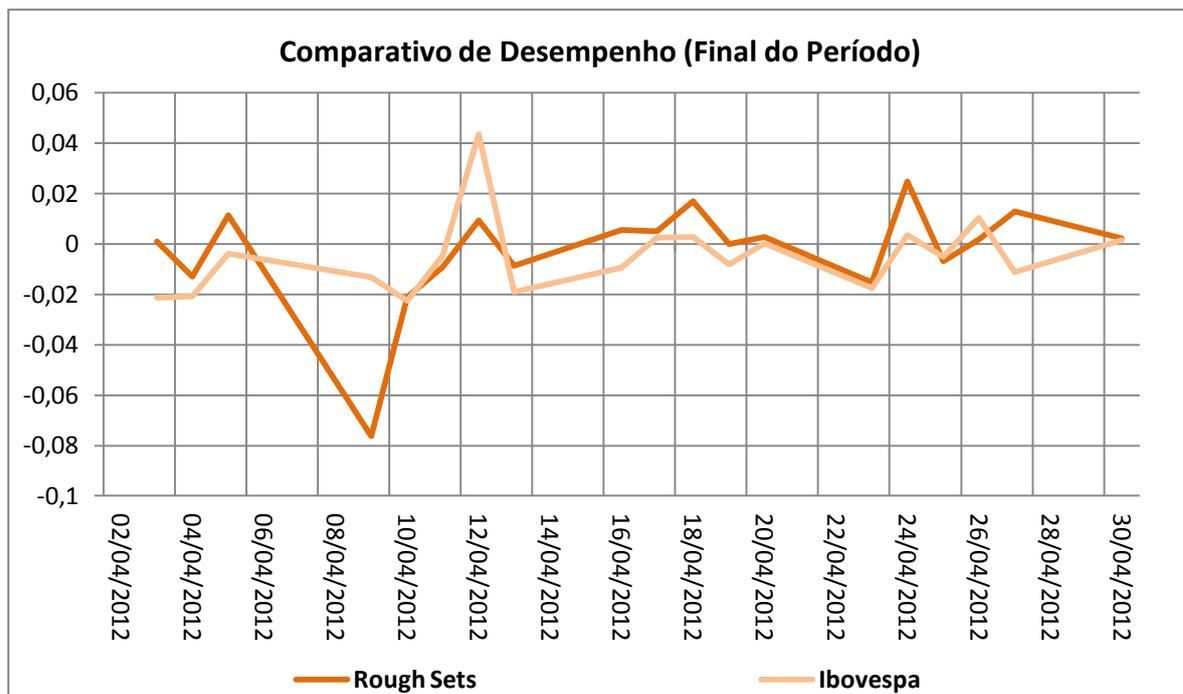


Figura 3 – Comparativo entre o desempenho da TCA e índice Ibovespa.

Em ambos comparativos o desempenho das ações selecionadas pela TCA foi melhor, o que tornam interessantes a continuidade das pesquisas com o uso da TCA.

6. Conclusão

O momento da escolha das ações para um investidor é um período desafiador, já que esta escolha irá definir ganhos ou perdas no investimento. O investidor deve analisar a variação dos preços das ações que é constante, o que dificulta identificar as ações que terão variação positiva.

Identificar antecipadamente e corretamente a direção de uma tendência nos preços das ações pode trazer ao investidor uma vantagem competitiva para atuar neste mercado. Então esta antecipação se torna um diferencial que pode trazer ao investidor que possuir tal conhecimento ganhos maiores quando comparados aos investidores que desconhecem a aplicação da técnica.

O desenvolvimento deste trabalho possibilitou verificar que a seleção de ações feita pela TCA, pode trazer resultados satisfatórios no apoio à tomada de decisão, pois pode indicar as tendências dos preços das ações, desta forma auxiliando o investidor a escolher ações com tendência de alta para efetuar sua aplicação.

Embora não houve retornos positivos para o investimento (ganhos), seguindo o momento econômico negativo, pode-se observar que ocorreu uma perda menor no investimento feito com as ações selecionadas pela TCA quando comparada ao índice Ibovespa, o que se pode considerar bom do ponto de vista de risco.

O uso da TCA trouxe bons resultados, o que aponta para o uso da técnica no apoio à tomada de decisão de investidores no momento de escolher ações para compor sua carteira, tornando assim a continuidade das pesquisas interessante. Como continuidade deste trabalho, pode se verificar os resultados diferentes momentos econômicos, variando o tamanho da base de dados fornecida como entrada e também realizar uma análise de risco das ações selecionadas.

Agradecimentos

Agradeço à Universidade Nove de Julho pela bolsa de estudos concedida.

Referências

ALMEIDA, F.C. *L'Evaluation des risques de défaillance des entreprises à partir des réseaux de neurones insérés dans les systèmes d'aide à la décision – Grenoble: Université de Grenoble, Ecole Supérieure des Affaires, 1993.* (Tese de doutorado em Ciências de Administração).

ALMEIDA, F. C. & DUMONTIER, P. O uso de Redes Neurais em Avaliação de Riscos de Inadimplência. *Revista de Administração da USP*, volume 31, nº 1, Jan./Mar. 1996.

ALMEIDA, F. C.; ZANETI, L. A. Exploração do Uso de Redes Neurais na Previsão do Comportamento de Ativos Financeiros. III SEMEAD. Faculdade de Economia Administração e Contabilidade. USP. 21-23, Out. 1998.

ARRAES, D. Arquiteturas de Redes Neurais Aplicadas a Data Mining no Mercado Financeiro. Uma aplicação para a geração de Credit Ratings. V Congresso Brasileiro de Redes Neurais. Rio de Janeiro: páginas: 115-120, Abril 2-5, 2001.

FREITAS, A. A.; SILVA, I. N. Análise Técnica de Títulos Financeiros através de Redes Neurais Artificiais. *Proceedings of the IV Brazilian Conference on Neural Networks – IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, pages: 67-71, July 20-22, 1999 – ITA, São José dos Campos, SP, Brasil.

CHENG-YUAN, L.; YEN-TING, K. *Economic states on neuron maps. Neural Information Processing, 2002. ICONIP 02. Proceedings of the 9th International Conference on*, volume: 2, 18-22 Nov. 2002, pages: 787–791.

INDIRA, S. U. & RAMESH, A. C. (2011). *Image segmentation using artificial neural network and genetic algorithm: a comparative analysis. International Conference on Process Automation, Control and Computing (PACC), 1 - 6.*

STEINER, M. T. A.; NIEVOLA, J. C.; SOMA, N. Y.; SHIMIZU, T.; NETO, P. J. S. Extração de regras de classificação a partir de redes neurais para auxílio à tomada de decisão na concessão de crédito bancário. *Pesquisa Operacional*, 27, n.3, 407-426, 2007

AZCARRAGA, A. P.; HSIEH, M.; SETIONO R. *Market research applications of artificial neural networks Evolutionary Computation, 2008. CEC 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE Congress on Digital Object Identifier: 10.1109/CEC.2008.4630822. Page(s): 357 – 363, 2008.*

PAWLAK, Z. In: Rough Sets, International Journal of Computer and information Sciences, 1982.

SASSI, R. J. *An hybrid architecture for clusters analysis: rough set theory and self-organizing map artificial neural network. Pesquisa Operacional, Apr 2012, v. 32, n.1, p.139-164, 2012.*

YONGQIN, L.; TAO, L. (2011). *Enterprise financial prediction analysis based on rough set and neural network. International Conference on E-Business and E-Government (ICEE), 1-3.*

COUTO, A. B. G.; GOMES, L. F. A. M. A tomada de decisão em recursos humanos com dados replicados e inconsistentes: uma aplicação da teoria dos conjuntos aproximativos. *Pesquisa Operacional*, 30, n.3, 657-686, 2010.

SANT'ANNA, A. P. *Rough sets analysis with antisymmetric and intransitive attributes: classification of brazilian soccer clubs. Pesquisa Operacional, 28, n.2, 217-230, 2008.*

YU, L.; SHOUYANG, W.; LAI, K. K. *A Rough-Set-Refined Text Mining Approach for Crude Oil Market Tendency Forecasting. International Journal of Knowledge and Systems Sciences, volume 2, nº 1, March 2005.*

CHUNNIAN, L.; CHUANGXIN, O.; YAO, Y. Y.; ZHONG, N. *Attribute reduction of Rough Sets in Mining Market value functions. WI 2003. Proceedings. IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence, 2003. 13-17 Oct. 2003, pages: 470–473.*

CABRAL, J. E.; GONTIJO, E. M. *Fraud detection in electrical energy consumers using Rough Sets. Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on volume 4, 10-13 Oct. 2004, pages: 3625–3629.*

UCHÔA, J. Q. *Representação e Indução de Conhecimento usando Teoria de Conjuntos Aproximados. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de São Carlos, 1998.*

BODIE, Z.; KANE, A.; ALAN, J. *Investments, 8th Edition – The MacGraw-Hill Companies Inc., New York, EUA, 2009.*

JINCHUAN, K.; XINZHE, L. *Empirical Analysis of Optimal Hidden Neurons in Neural Network Modeling for Stock Prediction. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China, Riches Investment Management Co., Ltd., NJ07960, USA. Published in IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application, 2008.*

LI, Z.; NI W. *Research on Optimizing Security Investment Combination Based On PSO Published in Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining IEEE DOI 10.1109/WKDD, 2009.*

MARKOWITZ, H, M. *Portfolio Selection. Journal of Finance, 7, pg. 77. (USA), March 1952.*

KUANG-YOW, L.; CHIEN-CHI, L. *A Fuzzy Decision Maker for Portfolio Problems – IEEE, 2010.*

KAUPA, P. H.; RAMALHO, E., B.; SASSI, R. J. *Application of Artificial Neural Networks in Select Portfolio Shares. 6th - International Conference on Information Systems and Technology Management. CONTECSI, 2009.*

MARTINEZ, L. C., HORA, D. N., PALOTTI, J. R. DE M., MEIRA, W. J. AND PAPPA G. L. *From an Artificial Neural Network to a Stock Market Day-Trading System: A Case Study on the BM&F BOVESPA. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, Georgia, USA, IEEE, 2009*

BM&FBOVESPA Site da Bolsa de Valores do Estado de São Paulo, disponível em <http://www.bmfbovespa.com.br/> - Acesso em 19 de maio de 2012.

OLIVEIRA, E.M.J.; LUDERMIR, T.B. *Forecasting the IBOVESPA using NARX networks and random walk mode. SBRN IEEE, 2002.*

FOX, E.; SUDDERTH, E.B.; JORDAN, M.I.; WILLSKY, A.S. *Bayesian Nonparametric Inference of Switching Dynamic Linear Models. Signal Processing, IEEE Transactions, 2011.*

GOLAN, R., H. *A methodology for Stock Market Analysis utilizing Rough Set Theory IEEE Explorer, 1995.*