

An Intelligent Decision Support System to Investment in the Stock Market

J. A. Macedo, L. T. O. Camargo, H.C.B. Oliveira, L. E. Silva and R. M. Salgado, *Member, IEEE*

Abstract— Stock market is a type of investment where with proper strategies and caution you can get good returns. However, its complex and stochastic behavior, the lack of knowledge and possibility of losses, can prevent a greater number of people availing themselves of this source of financial gain. The use of intelligent computational strategies can help the investor in this decision. From this viewpoint, this paper proposes an intelligent hybrid system that combines forecasting techniques with heuristic rules to give subsidies to the investor in the transaction in the stock market. To show functionality of the system we performed several studies in which we can close that the information provided by the system gave the investor possibility of higher gain (\$) as well as an efficient capture trends of the stock market.

Keywords— Decision Support System, Artificial Intelligence, Stock Market, Expert Systems, Forecasting Models.

I. INTRODUÇÃO

O MERCADO de ações é visto como uma fonte de renda variável de natureza instável e complexa, que é influenciada por inúmeros fatores sejam estes, políticos, econômicos, sociológicos ou psicológicos. O conhecimento aproximado em relação ao valor futuro de um determinado ativo é um dado essencial para que os investidores possam realizar o processo de tomada de decisão no mercado, isto é vender e comprar ativos de forma a obter lucro nas transações.

Para auxiliar o investidor, existem atualmente dois tipos de estratégias para análise de dados em ativos: a análise fundamentalista e a técnica. A estratégia fundamentalista se baseia no contexto socioeconômico, no qual as informações são obtidas das mais variadas fontes a fim de tentar determinar o valor das ações de um determinado ativo no mercado. Por outro lado, a análise técnica utiliza com base em informações históricas das ações (valores numéricos) e via modelagem matemática faz a previsão do valor dos ativos.

Ambas as estratégias consistem na análise de grandes conjuntos de dados e a utilização de técnicas computacionais pode auxiliar na análise dessas informações, assim como identificar momentos adequados para as negociações.

II. ESTADO DA ARTE

Atualmente, diversas abordagens baseadas em Inteligência Artificial vêm sendo desenvolvidas para auxiliar na previsão de séries que possam indicar o valor futuro dos ativos no mercado de ações. Entre as técnicas computacionais mais utilizadas estão, Redes Neurais Artificiais (RNAs) [1][6][10][11], Algoritmos Evolutivos [5] e Lógica Fuzzy [8]. Os modelos baseados em inteligência artificial têm apresentado resultados promissores em diversas áreas conforme pode ser notado nos artigos [16], [17], [18] e [19].

Trabalhos que tratam a previsão de ativos do mercado de ações são facilmente encontrados na literatura, em seguida serão apresentados alguns trabalhos que permitem compreender o estado da arte das previsões de séries temporais neste escopo. O trabalho de [6] com a utilização de RNAs do tipo (*multilayer perceptron*) MLP conseguiu obter previsões para o Índice Bovespa com um erro médio relativo de 5,06% durante o período de treinamento e de 5,53% durante o período de testes, com um desvio padrão de 1,21% e 1,92% respectivamente.

Os autores do trabalho [7] compararam o potencial de duas técnicas para previsão de séries temporais para o mercado financeiro de Taiwan utilizando Programação Genética e RNAs. Os autores obtiveram melhores resultados, em todas as previsões realizadas, com a utilização das RNAs. Mostrando que as RNAs foram eficientes na solução do problema proposto.

Utilizando a lógica *fuzzy*, [8], fez a previsão do valor do Índice Bovespa utilizando como base de teste dados de Janeiro de 2001 a Fevereiro de 2005 e obteve rendimentos de 41,48% até 77,80% dependendo da taxa de erro pré-determinada. Por outro lado, o trabalho [9] também obteve sucesso na previsão do índice Bovespa utilizando Redes Neurais Artificiais MPL, atingindo erros médios em torno de 2%, um valor interessante para o índice utilizado.

No trabalho [10] o objetivo foi a previsão dos valores máximos e mínimos das ações da Bovespa, utilizando como método computacional as RNAs. Como método de comparação foram utilizados os resultados do artigo [11], onde o melhor resultado obtido apresentou um erro percentual médio absoluto em torno de 50% menor que os melhores resultados deste, entretanto, o trabalho [10] se baseou em informações históricas do período da crise de 2008 e isso representa vantagens que serão discutidas neste artigo.

O trabalho apresentado pelos autores do artigo [13], mostra um modelo de máquina de comitê utilizando os resultados de três RNAs com arquitetura MLP para previsão da série de índices de fechamento diário da Bolsa de Valores de São

J. A. Macedo, Federal University of Alfenas, Alfenas, Minas Gerais, Brazil, jamacedo@bcc.unifal-mg.edu.br

L. T. O. Camargo, Federal University of Alfenas, Alfenas, Minas Gerais, Brazil, theodoro@bcc.unifal-mg.edu.br

H. C. B. Oliveira, Federal University of Alfenas, Alfenas, Minas Gerais, Brazil, humberto@bcc.unifal-mg.edu.br

L. E. Silva, Federal University of Alfenas, Alfenas, Minas Gerais, Brazil, luizedu@bcc.unifal-mg.edu.br

R. M. Salgado, Federal University of Alfenas, Alfenas, Minas Gerais, Brazil, ricardo@bcc.unifal-mg.edu.br

Paulo. Para o cálculo dos resultados, os autores do trabalho [13] utilizaram a raiz dos erros quadráticos médios, no qual foi possível verificar que o modelo combinado apresentou uma grande melhora nos resultados.

De acordo com os resultados observados nos artigos anteriormente apresentados foi possível notar que técnicas de previsão podem auxiliar os investidores nas tomadas de decisão no mercado. Nesta ótica, o presente trabalho propõe a construção de um sistema inteligente que usa técnicas de previsão para alimentar um conjunto de regras heurísticas que visam auxiliar o investidor.

A previsão será realizada com o objetivo de obter o valor médio diário das ações. O valor médio foi escolhido pelo fato deste apresentar vantagens competitivas ao investidor, já que com este conhecimento é possível representar comportamentos e tendências futuras para determinado ativo. O valor médio das ações estimado pelos algoritmos de previsão será enviado a um sistema inteligente capaz de determinar os valores diários de compra e venda das ações. As abordagens de previsão, propostas neste trabalho são comparadas através do erro percentual médio e também através do lucro alcançado pelo sistema inteligente proposto.

Este trabalho encontra-se organizado de acordo com a seguinte sequência: inicialmente será descrito o funcionamento básico do mercado de ações, em seguida será apresentada a metodologia proposta, por fim, os resultados e lucros obtidos pelo sistema inteligente e previsores.

III. MERCADO DE AÇÕES

“Uma ação é um título negociável que representa uma fração mínima do capital social de uma empresa de capital aberto, ou seja, de uma empresa do tipo S.A. (Sociedade Anônima)” ([2], 2009, pág. 21). Ao se comprar ações o investidor está adquirindo uma pequena parcela da empresa, tornando-se assim um sócio desta empresa. Todos os dias, as ações negociadas no mercado de ações atingem um valor máximo e um valor mínimo, o que é chamado de máxima e mínima de um papel.

O mercado de ações brasileiro é representado pela Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA) e reúne as ações das principais empresas brasileiras de capital aberto, entre elas, Petrobras, Vale, Embraer, Banco do Brasil entre outras. As ações destas empresas são negociadas atualmente através do *home broker*, um serviço semelhante ao *home banking*, através do qual é possível executar operações na Bolsa de Valores, como comprar e vender ações, pela internet [2].

Um investidor, para conhecer o desempenho médio das ações mais estáveis, seguras e de alta liquidez (*blue chips*) do mercado de ações, utiliza o indicador de desempenho médio das ações do mercado onde irá investir. Sua importância advém do fato de que este indicador retrata o comportamento dos principais papéis negociados na bolsa e também de sua tradição, pois este índice mantém a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implementação [3].

Existem duas abordagens para a análise de ações: a análise fundamentalista e a análise técnica. Essas abordagens diferem

basicamente quanto à eficiência de mercado.

A. Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista busca se basear nos fundamentos da empresa, como, lucro líquido, grau de endividamento, patrimônio líquido, pagamento de dividendos e em notícias como fusões ou venda da empresa, para verificar a saúde financeira da empresa e assim enxergar um futuro promissor ou sinais de desvalorização das ações, utilizando essas informações para tomar a melhor decisão de compra ou venda das ações desta [2].

Um dos argumentos usados por quem aplica esta análise está na dificuldade em compreender e utilizar a análise técnica, além do que, nem todos têm acesso às bases de dados e tempo para analisar e atuar no mercado com essas informações [4].

A utilização desta técnica não tem efeito em curto prazo. O fato de uma empresa ser boa, não significa que ela vai ter uma valorização no curto prazo, e o fato dela estar passando por um momento difícil não quer dizer que a empresa, ou mesmo o setor, não possuem potencial de grande valorização.

B. Análise Técnica

A análise técnica não está relacionada com a situação clínica da empresa e nem com notícias divulgadas sobre esta. Ela se baseia na previsão dos próximos preços das ações utilizando informações históricas da empresa, visualizadas em gráficos que informam o desempenho das ações ao longo de diversos períodos de tempo [2].

Este tipo de análise será utilizado neste trabalho, porém, normalmente ela é feita manualmente pelos investidores e neste caso ele terá um auxílio computacional para analisar os dados históricos e prever de acordo com estes o melhor momento para investir.

C. Day trading

Neste trabalho, a abordagem utilizada como base para o sistema inteligente proposto são as operações *day trade*. Estas operações são caracterizadas pela compra e venda de uma mesma quantidade de ações de uma determinada empresa, realizada no mesmo dia pelo mesmo investidor, através da mesma corretora e liquidada pelo mesmo agente de compensação.

As operações *day trade* têm intuito especulativo, ou seja, as pessoas compram e vendem a volatilidade do papel no mesmo dia com o objetivo de ganhar uma ou várias vezes em um mesmo dia [12].

IV. METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia proposta por este trabalho é executada através de dois passos:

- 1) Prever o preço médio diário das ações;
- 2) Aplicar a informação prevista em um sistema inteligente para tomada de decisão.

Para descrever a metodologia será seguida uma sequência de apresentação das informações: inicialmente será apresentado o conjunto de dados utilizados pelos previsores, em seguida são descritas as configurações necessárias para os

modelos de previsão e os dados de entrada e saída necessários, assim como o período de dados utilizados para o treinamento e validação. Por fim, será proposta a idealização do sistema inteligente capaz de sugerir valores para compra e venda de ações com base em um determinado papel e no risco que o investidor deseja correr.

A. Conjunto de Dados

A fim de conhecer o potencial dos previsores, foram utilizados dados de papéis nacionais e internacionais. Entre os papéis nacionais negociados na BOVESPA estão, o da Vale (VALE5), o da Petrobras (PETR4) e o da Usiminas (USIM5), já em relação aos papéis internacionais foram escolhidos alguns dos negociados no mercado financeiro norte americano, entre eles, o da Google (GOOG), o da Microsoft (MSFT) e o da IBM (IBM).

Todos os dados foram obtidos a partir do *Yahoo Finances* (<http://finance.yahoo.com/>) contemplado o período de 2005 à 2008. Para a realização dos testes foram considerados os períodos: março de 2005, agosto de 2007 e outubro de 2008. Os dois primeiros períodos foram escolhidos aleatoriamente enquanto o último foi selecionado para estudar o comportamento dos preços durante o período da crise econômica mundial iniciada pela falência do Banco *Lehman Brothers* e que causou instabilidade financeira em todo o mundo.

A Tabela I e II ilustram algumas medidas estatísticas referentes às séries do preço médio das ações da Vale e do Google, respectivamente. O período das informações é referente ao período que será utilizado nos testes dos previsores. É possível observar, através do coeficiente de variação, que no período de outubro de 2008 houve grandes mudanças nos valores das ações, tanto da Google quanto da Vale.

TABELA I
CARACTERÍSTICAS ESTATÍSTICAS DOS DADOS DA VALE

PERÍODO	MÁX	MIN	MÉD	DESV. PAD	COEF. VAR.
MAR/05	19,85	17,31	18,58	0,70	3,79%
AGO/07	41,02	31,83	37,49	2,36	6,29%
OUT/08	29,96	21,20	24,81	2,08	8,40%

TABELA II
CARACTERÍSTICAS ESTATÍSTICAS DOS DADOS DO GOOGLE

PERÍODO	MÁX	MIN	MÉD	DESV. PAD	COEF. VAR.
MAR/05	188,31	175,49	180,98	3,44	1,90%
AGO/07	521,44	488,45	510,15	8,08	1,58%
OUT/08	397,79	326,10	356,16	17,41	4,89%

Na Fig. 1 são apresentados os preços médios diários normalizados para o período de Março de 2005 das empresas Google e Vale. Pelo gráfico é possível observar que a variação do preço do médio pode ser considerada baixa tanto para as ações da Google quanto da Vale, essa informação pode ser comprovada pelos dados disponíveis na Tabela 1, onde é possível visualizar que o coeficiente de variação neste período foi de 1,9% e 3,79% respectivamente.

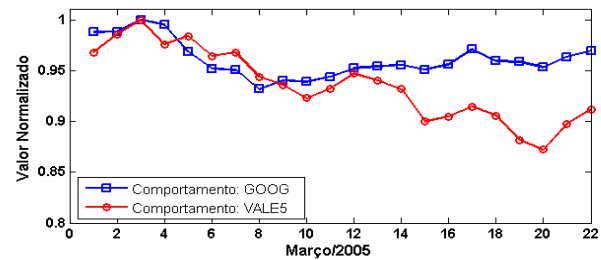


Figura 1. Séries das médias normalizadas - Março/2005.

B. Previsor baseado em RNAs

A RNA utilizada neste trabalho foi baseada na arquitetura *Multi Layer Perceptron* (MLP), com 3 neurônios na camada de entrada, 2 camadas intermediárias com 6 neurônios cada e 1 neurônio de saída. Para todas as camadas foram utilizadas a função de ativação sigmoide logística. As configurações da RNAs usam um coeficiente de aprendizagem de 0.8 e um *momentum* de 0.6.

C. Previsor baseado em regressão linear

Segundo [15], a análise de regressão é uma técnica de modelagem utilizada para encontrar a relação entre uma variável dependente contínua e uma ou mais variáveis independentes (preditoras). Além disso, a regressão é utilizada para prever novas respostas para a variável dependente utilizando como base variáveis independentes desconhecidas durante o processo de regressão.

Neste artigo as variáveis independentes e a variável dependente são descritas nas seções D e E respectivamente.

D. Dados de Entrada

Os dados utilizados como entradas para os previsores foram selecionados a partir de um conjunto de testes não descrito neste trabalho. Para identificar os melhores parâmetros para o modelo de previsão foram realizadas várias simulações. O conjunto que apresentou melhores resultados foi a *tupla* de entradas formada pelas seguintes informações:

- Valor de abertura da ação no dia;
- Valor de fechamento do dia anterior;
- Variação do dia anterior em porcentagem.

Para utilizar o modelo de previsão os dados foram normalizados utilizando a Equação 1. Nesta equação o valor x_{in} representa o padrão x_i normalizado e $\max(X)$ representa o maior valor do conjunto de padrões.

$$x_{in} = \frac{x_i}{\max(X)} \quad (1)$$

E. Dados de Saída

Como saída é esperado o preço médio da ação para o dia da previsão.

F. Treinamento e Validação

A fim de realizar as previsões é necessário definir ainda os dias utilizados para treinamento e validação. A Fig. 2 descreve quais dias são utilizados para cada uma destas etapas.

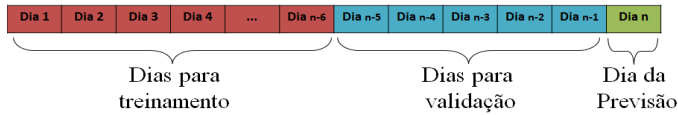


Figura 2. Descrição dos períodos de validação e treinamento.

A Fig. 2 mostra que para uma previsão de um dia n , os cinco dias anteriores são utilizados para a validação cruzada e do sexto dia anterior ($n-6$) até o último dia disponível são os dados utilizados para o treinamento. Foram realizadas previsões em três períodos distintos: Março de 2005, Agosto de 2007 e Outubro de 2008.

G. Sistema Inteligente Proposto

Segundo [14], os sistemas inteligentes são capazes de resolver problemas de uma maneira bem parecida com um especialista humano. Eles são construídos de forma a guardar conhecimentos específicos sobre campos restritos do conhecimento.

No caso deste artigo, o sistema inteligente tem como objetivo determinar o melhor valor para compra e venda de ações no mercado financeiro para operações *day trading*. A Fig. 3 descreve as etapas necessárias para que o sistema inteligente apresente as sugestões dos preços de compra e venda de ações. Cada uma das etapas será discutida em seguida.

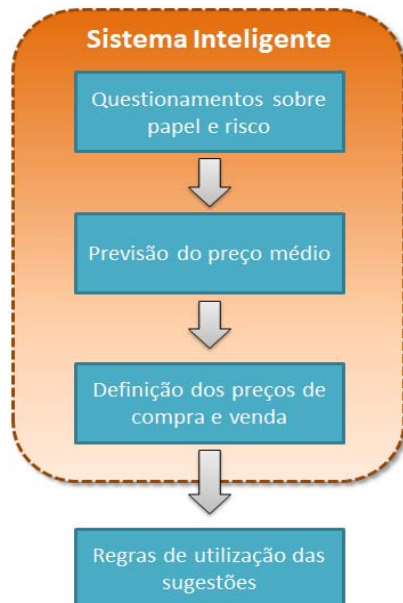


Figura 3. Fluxo de funcionamento do Sistema Inteligente.

A primeira etapa do sistema inteligente diz respeito ao questionamento do papel e do risco que o investidor deseja correr. As opções de risco são: baixo, médio e alto. Quanto maior o risco, maiores as chances de grandes lucros ou grandes perdas e quanto menor o risco, menores serão os lucros e os prejuízos.

Com estas informações inseridas pelo investidor, o sistema passa para a segunda etapa onde é realizada a previsão do preço médio do papel escolhido. Será utilizado neste momento um dos previsores descritos anteriormente.

Após a previsão do preço médio o sistema inteligente inicia a terceira etapa, a partir da qual serão definidos os preços para compra e venda das ações. A Fig. 4 ilustra como o sistema define estes valores.

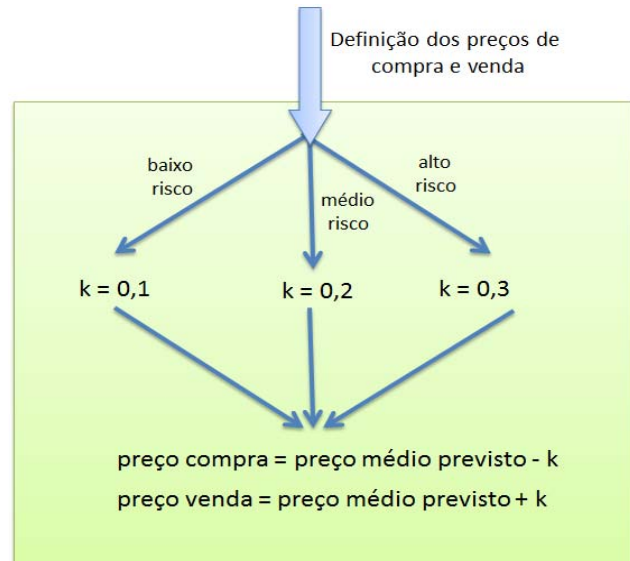


Figura 4. Regras da Terceira Etapa do Sistema Inteligente.

A Fig. 4 mostra que de acordo com o risco que o investidor deseja correr, um determinado valor é atribuído para uma variável k . Esta variável representa um valor em centavos que auxilia na definição dos preços de compra e venda. Após a atribuição, os valores de compra e venda são escolhidos de acordo com as equações presentes na Fig. 4. O lucro que pode ser obtido com cada ação negociada é apresentado na Equação 2. Com isso, de acordo com o risco que o investidor escolher o lucro poderá ser de: R\$0,20, R\$0,40 e R\$0,60. Para as simulações realizadas este trabalho não considerou valores gastos com corretagem e emolumentos.

$$\text{lucro} = (pv - pc) \quad (2)$$

$$\text{lucro} = ((pmp + k) - (pmp - k)) \quad (2)$$

$$\text{lucro} = (k + k) \quad (2)$$

$$\text{lucro} = 2 * k \quad (2)$$

onde:

pv = preço de venda

pc = preço de compra

pmp = preço médio previsto

Com os preços de compra e venda definidos pelo sistema inteligente algumas precauções devem ser tomadas para que o investidor esteja preparado para os imprevistos que podem vir a ocorrer. Por exemplo, o preço de venda previsto pode ser atingido antes do preço de compra. A Fig. 5 ilustra este caso, onde o sistema sugeriu os valores R\$46,24 para compra e R\$46,46 para venda, o valor sugerido para venda ocorreu antes do valor da compra. Com isso, um ponto essencial para o uso desta estratégia é a utilização de uma corretora financeira que de suporte a venda a descoberto, onde é possível vender

ações antes de comprá-las.



Figura 5. Um caso onde é necessário vender as ações antes de comprá-las.

Em seguida é apresentado o conjunto de todas as regras necessárias para tratar os imprevistos possíveis na utilização do sistema inteligente.

1) Regras de Negócio

Após a terceira etapa o investidor deverá seguir o conjunto de regras abaixo que tornarão mais fáceis as tomadas de decisão:

- *Regra 1:* Quando o valor de compra for alcançado deverá ocorrer a compra das ações.
- *Regra 2:* Quando o valor de venda for alcançado deverá ocorrer a venda das ações.
- *Regra 3:* Caso o valor de venda previsto ocorra antes do valor de compra previsto será necessário a realização de uma venda descoberta, ou seja, vender os papéis sem possuí-los. Neste caso, a corretora obtém um empréstimo das ações com outro investidor e é necessário até o final do dia comprar a mesma quantidade de ações.
- *Regra 4:* Caso uma venda descoberta seja realizada e o valor de compra não for alcançado até o fim do pregão, a compra deverá ser realizada com o valor de fechamento da ação.
- *Regra 5:* Caso ocorra a compra das ações e o valor de venda não for atingido até o fechamento do pregão, a venda deverá ser realizada pelo valor de fechamento da ação no dia.

Seguindo estas três etapas os investidores estarão prontos para utilizar esta estratégia no mercado de ações, podendo investir mesmo sem grandes conhecimentos das estratégias clássicas, apenas informando ao sistema o papel e o risco que deseja correr. O próximo tópico apresenta os resultados obtidos através dos previsores e do sistema inteligente.

V. RESULTADOS

Os resultados serão apresentados em duas partes. A primeira irá analisar a porcentagem de erro médio para cada um dos previsores nos três períodos estudados. A segunda irá tratar os lucros obtidos através da utilização do sistema inteligente para cada período e papel estudados.

A. Resultados Gerais

Os resultados obtidos com base nos experimentos realizados, obtiveram as seguintes tabelas com a porcentagem do valor médio de erro por período para cada ação analisada (Tabelas III a VIII):

TABELA III

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA GOOGLE		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,592%	1,749%
2007 - AGOSTO	0,503%	0,779%
2008 - OUTUBRO	1,859%	2,030%

TABELA IV

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA IBM		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,338%	0,504%
2007 - AGOSTO	0,687%	0,655%
2008 - OUTUBRO	1,515%	1,681%

TABELA V

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA MICROSOFT		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,343%	1,298%
2007 - AGOSTO	0,471%	1,220%
2008 - OUTUBRO	2,110%	2,398%

TABELA VI

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA VALE		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,962%	1,920%
2007 - AGOSTO	1,475%	1,734%
2008 - OUTUBRO	2,614%	2,416%

TABELA VII

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA PETROBRAS		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,717%	1,874%
2007 - AGOSTO	0,945%	1,226%
2008 - OUTUBRO	2,638%	3,197%

TABELA VIII

ERRO MÉDIO NAS PREVISÕES PARA AÇÕES DA USIMINAS		
PERÍODO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	0,957%	1,306%
2007 - AGOSTO	1,320%	1,331%
2008 - OUTUBRO	2,278%	2,451%

Uma análise crítica dessas Tabelas permite notar que a regressão linear foi mais eficiente, mostrando que no período em análise e com as configurações utilizadas uma aproximação linear dos dados foi capaz de representar os valores de forma satisfatória. Entretanto, não é possível inferir que o modelo linear sempre terá o melhor comportamento de previsão em outros papéis e outros períodos não avaliados. Neste sentido, é importante avaliar o resultado de dois ou mais previsores em diferentes períodos.

B. Resultados do Sistema Inteligente

As previsões apresentadas anteriormente foram utilizadas pelo sistema inteligente proposto. Foram escolhidos os riscos mais adequados para cada período estudado, ou seja, os riscos com os quais foi possível obter os melhores lucros no período. Além disso, para a realização dos experimentos foi definido um montante no valor de R\$ 50.000,00, sendo que o mesmo

montante é utilizado para todos os dias de cada período.

As Tabelas IX a XIV apresentam uma comparação dos lucros obtidos utilizando o sistema inteligente proposto com a regressão linear e a RNA. As previsões para os papéis do Google apresentaram um desempenho superior em Outubro de 2008. Sendo que, em Agosto de 2007 os sistemas inteligentes não foram capazes de obter lucro.

TABELA IX
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DO GOOGLE

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	\$ 1.944,95	\$ -1.027,75
2007 - AGOSTO	Baixo	\$ -2.237,55	\$ -857,88
2008 - OUTUBRO	Alto	\$ 1.856,73	\$ 1.519,59

No caso dos ativos da empresa IBM, de uma forma geral, os resultados foram superiores aos obtidos com os papéis do Google. Com destaque para Outubro de 2007 e para Março de 2005 (neste caso previsões com grande sucesso para o sistema inteligente baseado na RNA).

TABELA X
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DA IBM

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	\$ -122,39	\$ 4.609,20
2007 - AGOSTO	Baixo	\$ -115,14	\$ 1.964,08
2008 - OUTUBRO	Alto	\$ 1.883,36	\$ 7.288,92

As ações da Microsoft permitiram bons lucros em Agosto de 2007 apenas para o sistema baseado no regressor linear. Inversamente ao período de Outubro de 2008, onde o sistema com a RNA alcançou resultados muito superiores a regressão linear.

TABELA XI
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DA MICROSOFT

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	\$ 1.368,88	\$ -52,98
2007 - AGOSTO	Baixo	\$ 4.187,30	\$ -1.955,15
2008 - OUTUBRO	Alto	\$ -4.146,02	\$ 5.009,43

Os ativos da empresa Vale apresentaram bons resultados para o período de Outubro de 2007 durante os testes com os dois previsores, com grande destaque para a RNA que obteve, neste caso, um lucro quase 8 vezes maior do que a regressão linear. Apenas em Março de 2005 a RNA não obteve lucro para os papéis da Vale.

TABELA XII
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DA VALE

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	R\$ 735,95	R\$ -80,57
2007 - AGOSTO	Baixo	R\$ -1.772,50	R\$ 964,65
2008 - OUTUBRO	Alto	R\$ 1.591,20	R\$ 12.992,62

A Petrobras está entre as empresas na qual os previsores

alcançaram um maior lucro, sendo que, apenas em Março de 2005 com o regressor linear não foi possível obtê-los. Com destaque também para Outubro de 2008.

TABELA XIII
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DA PETROBRAS

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	R\$ -465,74	R\$ 850,13
2007 - AGOSTO	Baixo	R\$ 256,80	R\$ 2.237,36
2008 - OUTUBRO	Alto	R\$ 9.813,35	R\$ 4.482,62

Os papéis da Usiminas obtiveram lucros em todos os períodos de teste tanto para o previsor com regressão linear quanto para a RNA. Uma das características da série de dados que pode explicar o potencial do previsor está no alto coeficiente de variação desta.

TABELA XIV
LUCROS OBTIDOS COM AS AÇÕES DA USIMINAS

PERÍODO	RISCO	REGRESSÃO LINEAR	REDE NEURAL
2005 - MARÇO	Médio	R\$ 1.328,56	R\$ 3.414,76
2007 - AGOSTO	Baixo	R\$ 1.751,85	R\$ 30,76
2008 - OUTUBRO	Alto	R\$ 15.022,22	R\$ 7.122,95

Os ativos internacionais utilizados forneceram menor lucro no período da crise financeira de 2008, contudo ofereceram boa rentabilidade nos demais períodos, sendo que as ações da IBM obtiveram bons resultados com a RNA, enquanto Microsoft e Google obtiveram melhores resultados com a regressão linear. Na maioria dos casos, os papéis nacionais obtiveram melhores resultados com a regressão linear, exceto para as ações da Vale durante o período da crise de 2008.

De uma forma geral, a maioria dos papéis obteve melhor desempenho durante o período da crise de 2008. Ao observar o erro médio das previsões, apresentados anteriormente, e comparando-os com os resultados dos sistemas inteligentes é possível verificar que não existe uma relação direta entre os dois, mostrando que nem sempre a melhor previsão significa o maior lucro. Por exemplo, no ano de 2008, para as ações da Microsoft as previsões do modelo regressão linear foram melhores, entretanto os maiores lucros foram obtidos pelo RNA. Isso pode ser explicado pelo fato do erro médio do período não mostrar o efeito pontual da previsão e, neste caso, mesmo com um erro médio superior o modelo baseado em RNA foi capaz de proporcionar as melhores informações para obtenção de lucros. Durante este trabalho foi verificado que outro fator é determinante no sucesso das previsões, o coeficiente de variação da série dos dados. A combinação deste fator com boas previsões são fundamentais para bom funcionamento desta estratégia.

VI. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou um sistema inteligente de apoio ao investidor baseado em uma abordagem híbrida que combina o resultado de um modelo de previsão com uma base de regras

específicas. Como observado à previsão do valor médio de uma ação pode auxiliar o investidor a definir o valor de compra e venda para as ações que deseja negociar. Com isso o desenvolvimento de previsores capazes de estimar o valor médio da ação com uma baixa taxa de erro, apoia o investidor na definição dos valores de negociações das ações e também pode ser utilizado com um indicador no processo de tomada de decisão.

Foi possível perceber que o emprego dos previsores propostos para calcular o valor médio de uma ação se mostrou interessante, com taxas de erro médio inferiores a 3,2%, consideradas adequadas para simulações baseadas em ativos da bolsa. O sistema inteligente apresenta-se como uma estratégia simples e com potencial para apoiar os investidores iniciantes, intermediários ou avançados na definição dos melhores momentos para realizar as negociações no mercado.

Com as simulações realizadas foi possível obter, na maioria dos casos, bons lucros sem a necessidade de diversas análises para a tomada de decisão. Neste sentido, é possível concluir que a metodologia proposta foi eficaz na solução do problema mostrando-se capaz de auxiliar o investidor no árduo processo decisório para obtenção de bons rendimentos nas operações com bolsa de valores, principalmente em períodos de crise econômica. Entretanto, ressalta-se o caráter estocástico do comportamento dos ativos, de forma que é recomendado que a metodologia proposta não seja o único parâmetro utilizado pelo investidor na sua análise, recomenda-se que fatores do ambiente econômico e cenário mundial sejam utilizados para complementar e consolidar as sugestões do sistema inteligente proposto.

Em relação a trabalhos futuros os autores esperam realizar uma combinação das estimativas de bons previsores com papéis de empresas cujas séries históricas possuem altos coeficientes de variação. Espera-se que com a combinação a previsão fique estável aumentando a probabilidade de obter maiores lucros com o sistema inteligente. Posteriormente, espera-se utilizar outras variáveis econômicas como parâmetro de entrada do sistema inteligente proposto.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL-MG), ao Laboratório de Inteligência Computacional (**LInC**) pelo apoio e incentivo a pesquisa.

REFERÊNCIAS

- [1] E. L. Santos Filho., Previsão dos Retornos do Índice BOVESPA Usando Redes Neurais Artificiais. 2008. 109 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas), Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2008.
- [2] M. C. Piazza., Bem Vindo à Bolsa de Valores. 8. ed. rev. e ampl. São Paulo: Novo Conceito, 2009.
- [3] IBOVE99. Índice Bovespa Definição e Metodologia. São Paulo. 1999.
- [4] S. Titman. Discussion of underreaction to self-selected news events. *The Review of Financial Studies*. v. 15, n. 2, p. 527-531, 2002.
- [5] R. A. P. Cortez, Modelos Inspirados na Natureza para a Previsão de Séries Temporais. 2002. 188 f. Tese (Doutorado em Informática) – Departamento de Informática, Universidade do Minho, Braga, 2002.
- [6] P. G. Campos. et al. "MLP networks for classification and prediction with rule extraction mechanism," *Proceedings. 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, vol.2, no., pp. 1387- 1392 vol.2, 25-29 July 2004.
- [7] M. Yen, T. Chou, H. Li, and Y. Ho, Using Neural Network and Genetic Programming Techniques to Forecast Inter-Commodity Spreads. Department of Finance, Chaoyang University of Technology, Taiwan. 2007.
- [8] D. C. Souto-Maior, Previsão Da Direção De Movimento De Índices De Ações Usando Um Sistema Fuzzy. 2007. 197 f. Dissertação (Mestrado em Administração), Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2007.
- [9] E. L. Faria, et al. Previsão do Mercado de Ações Brasileiro utilizando Redes Neurais Artificiais, CBPF e PUC Rio Rio de Janeiro, 2008b.
- [10] L. C. Martinez, et al. From an Artificial Neural Network to a Stock Market Day-Trading System: A Case Study on the BM&F BOVESPA. In: *IJCNN, 2009, Atlanta - EUA*, 2009.
- [11] N. Connor, M. G. Madden, A neural network approach to predicting stock exchange movements using external factors, *Knowl.-Based Syst.*, 19(5), 371-378, 2006.
- [12] A. Assaf Neto. *Mercado Financeiro*. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2006.
- [13] C. L. Castro, A. P. Braga, A. V. Andrade. Aplicação de um Modelo Ensemble de Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais não Estacionárias. *V ENIA*, 2005, SBC. p. 722-731.
- [14] R. A. Rabuske. *Inteligência Artificial*. Florianópolis, UFSC, 1995.
- [15] G. E. P. Box, G. M. Jenkins; G. C. Reinsel. *Time Series Analysis, Forecasting and Control*. 3. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.
- [16] A. Torres, M. A. Rios, R. Arrieta, "Angular Instability "Day Ahead" Risk Forecasting - Probabilistic Dependency on Load", *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 5, No. 8, pp. 585-590, Dec. 2007.
- [17] H. Amaranto, M. A. Rios, "Voltage Instability Risk Forecasting under Load Demand Probabilistic Model", *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 5, No. 8, pp. 611-615, Dec. 2007.
- [18] A. Eduardo Guelfi, E. Alonso, E. Pontes, "I2TS 01 Forecasting for Return on Security Information Investment: New Approach on Trends in Intrusion Detection and Unwanted Internet Traffic", *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 7, No. 4, pp. 438-445, Aug. 2009.
- [19] D. B. de Lima, M. D. C. e Lima, R. M. Salgado, "An Empirical Analysis of MLP Neural Networks Applied to Streamflow Forecasting", *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 9, No. 3, pp. 295-301, June 2011.



José Alexandre Macedo é Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Alfenas (2010). Atualmente é mestrando em Informática com ênfase em Sistemas Distribuídos e Computação Móvel pela Universidade Federal do Espírito Santo. Trabalha com transmissão de vídeo ao vivo em redes p2p móveis, desenvolvendo componentes adaptados às restrições impostas por dispositivos heterogêneos. Atua como consultor/analista Java realizando treinamentos e o desenvolvimento de projetos. Possui experiência com desenvolvimento desktop (Java SE), web (Java EE, JSF, Spring) e mobile (Android).



representação.

Luís Theodoro Oliveira Camargo é Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Alfenas (2010). Atualmente é Analista de Sistema no CPqD. Tem experiência no desenvolvimento de sistemas de suporte a decisão e sistemas geográficos. Tendo atuado principalmente nos seguintes temas: sistemas de suporte de negociação e associação de semântica à dados com multi-



últimos anos sua atuação se concentra criação de soluções utilizando Inteligência Artificial e Otimização Combinatória para problemas relacionados com o Mercado de Ações.

Humberto César Brandão de Oliveira, professor e pesquisador pela Universidade Federal de Alfenas, é Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Lavras (2004), mestre em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (2007) e doutor em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Minas Gerais (2011). Nos



Luiz Eduardo da Silva é Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Federal de São Carlos (1990), mestre em Ciência da Computação pela Universidade Estadual de Campinas (1999) e doutor em Ciências em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Itajubá (2012). Atualmente é professor no curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Alfenas. Tem experiência no desenvolvimento de

sistemas de processamento de imagens e inteligência artificial. Atualmente vem realizando pesquisas na área de otimização baseado em sistemas bioinspirados, principalmente variações de algoritmos de Colônia de Formigas.



Ricardo Menezes Salgado é Bacharel em Matemática pela Universidade Federal de Viçosa (2002), mestre (2004) e doutor (2009) em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual de Campinas. Atualmente é professor da Universidade Federal de Alfenas, lotado no curso de Ciência da Computação. Atua na área inteligência computacional, sendo consultor e executor de diversos

projetos em grandes corporações. Tem experiência como desenvolvedor de sistemas inteligentes de suporte a decisão (plataforma JAVASE) e em análise de dados com ênfase em séries temporais. Ao longo de sua carreira tem atuado principalmente nos seguintes temas: inteligência computacional, previsão de séries temporais, mineração de dados, otimização e reconhecimento de padrões aplicados em diversos setores.