

## **A HYBRID MODEL FOR PREDICTING THE BEHAVIOR OF STOCK MARKET**

Manoel Marcondes de Oliveira Lima Junior (Universidade Federal do Maranhão – São Luis – MA – Brasil)

Sofiani Labidi (Universidade Federal do Maranhão – São Luis – MA – Brasil)

Pedro Brandão Neto (Universidade Federal do Maranhão – São Luis – MA – Brasil)

{junior.marcondes, soflabidi, pbn1983}@gmail.com

The stock market is a highly complex market and an important way to raise funds for investors. Investors aim to achieve maximum profit. Thus, the purchase or sale of shares must be made on time. To achieve this goal, prediction techniques can be applied to the stock market in order to predict their behavior. There are several techniques that show promising results for prediction on the stock market, but each one has particular advantages and limitations. Thus, these techniques require a large number of variables and a complex architecture. This paper describes a new prediction model aiming to raise the chances of the stock's payback. The proposed model uses a hybrid approach by establishing a committee of learning machines that combine the advantages of the three techniques (statistical, neural network and technical indicators) in order to overcome their respective limitations.

Keywords: Stock market, Neural Networks, Machine Learning Committee, Financial prediction.

## **UM MODELO HÍBRIDO DE PREDIÇÃO DO COMPORTAMENTO DE BOLSA DE VALORES**

O mercado acionário, que é altamente complexo, é uma importante forma para captação de recursos para investidores, os quais têm como objetivo atingir o máximo de lucro. Assim, a compra ou venda de ações deve ser feita no momento certo. Para atingir esse objetivo, técnicas de predição podem ser aplicadas em mercado acionário a fim de antever seu comportamento. Existem várias técnicas que apresentam resultados promissores, mas cada uma com vantagens e limitações particulares. Essas técnicas exigem um grande número de variáveis e uma arquitetura complexa. O presente trabalho descreve um novo modelo de predição objetivando elevar as chances de rentabilidade das ações. O modelo proposto utiliza uma abordagem híbrida através da definição de um comitê de máquinas de aprendizado que combina as vantagens das três técnicas (estatística, rede neural e indicadores técnicos) a fim de superar as suas respectivas limitações.

Palavras-chave: Bolsa de Valores, Redes Neurais, Comitê de máquinas de aprendizado, Predição Financeira.

## 1. Introdução

O Mercado de Capitais vem adquirindo cada vez mais um papel fundamental no processo de desenvolvimento da economia mundial, sendo um ambiente de realização de transações dinâmicas que visa proporcionar liquidez aos títulos emitidos pelas empresas, viabilizando o processo de capitalização destas. Portanto, este mercado é considerado uma importante fonte de recursos financeiros para as empresas, fornecendo-as capital para fazer frente aos seus investimentos (CAVALCANTE *et al*, 2005).

Ao utilizar o Mercado de Capitais através de um intermediário como, por exemplo, a Bolsa de Valores, um investidor está adquirindo valores mobiliários (produtos e/ou serviços). A bolsa de valores é uma oportunidade bastante atrativa para um investidor obter patrimônios de modo a fornecer recursos para o crescimento de sua empresa. A captação de recursos através do mercado acionário possibilita às empresas um aumento de sua produção e geração de novos empregos (MARANGONI, 2010, p. 18).

O mercado acionário é um lugar onde ocorre a compra e a venda de ações. Ao adquirir ações de uma determinada empresa, um investidor se torna proprietário de uma parte da empresa conforme o número de ações detidas por ele. O seu objetivo, certamente, é atingir o máximo de lucro. Assim, a compra ou venda de ações deveria ser feita no momento certo. Quando realizar uma operação de venda ou compra, um investidor deve levar em consideração uma ampla quantidade de informações, tais como: volume de transações financeiras e principais índices do mercado e sua tendência atual. Neste cenário, é de grande valia o desenvolvimento de um mecanismo de apoio à tomada de decisão, indicando o melhor momento de realizar uma operação quer venda quer compra de ações, ou até mesmo aguardar um momento melhor a fim de alcançar resultados plausíveis. Para atingir esse objetivo, técnicas de predição podem ser aplicadas em mercado acionário para antever seu comportamento.

Segundo Rocha e Macedo (2011), a predição em mercado acionário pode tornar investimentos em ações algo muito rentável. Neste contexto, existem equações matemáticas que permitem antecipar possíveis mudanças em valores futuros de ações, modelos baseados no comportamento do mercado ao longo de um período de tempo e, por último, existem algoritmos de identificação de padrões a partir de informações sobre o mercado. Desta maneira, conforme as indicações de mudanças do comportamento do mercado através de análises dos resultados das técnicas de predição, pode-se direcionar as aplicações financeiras. A aplicação de modelos computacionais baseada em técnicas de Inteligência Artificial (IA) em mercado acionário tem sido objeto de estudo recorrente na comunidade científica almejando o desenvolvimento de modelos ou ambientes computacionais que explorem informações relativas ao mercado, provendo técnicas com finalidades distintas para simulações de pregão de bolsa de valores, sistemas autônomos de investimento, predição do mercado, entre outros.

Para predição do mercado acionário, existem técnicas que apresentam resultados promissores, mas cada uma com suas vantagens e limitações. Neste trabalho, um novo modelo de predição com abordagem híbrida é proposto, que combina as técnicas de estatística, de rede neural e de indicadores técnicos, com objetivo de elevar as chances de rentabilidade em investimentos com ações. Para tanto, um comitê de máquinas de aprendizagem é desenvolvido, fazendo uso das vantagens de cada técnica utilizada.

No estudo, os seguintes questionamentos são levantados: como aprimorar a predição em mercado acionário usando técnicas da IA, nomeadamente em relação às redes neurais; quais são as variáveis que devem ser consideradas; e como obter melhores resultados combinando as vantagens das técnicas estatísticas, redes neurais e indicadores técnicos financeiros.

## 2. Revisão da Literatura

Nas últimas décadas, pesquisadores têm despendido grande esforço com o objetivo de prover técnicas e algoritmos para aprimorar o mercado acionário, fazendo uso da abordagem de predições. Com a expansão do mercado acionário, surgiram várias iniciativas de pesquisas como a de Marques e Gomes (2009), Oliveira (2007), Parrancho (2010) e Faria (2008a) que demonstram a aplicabilidade das técnicas de predição almejando a antecipação do comportamento do mercado. O mercado acionário é um segmento do mercado de capitais que compreende a colocação primária de ações novas emitidas pelas empresas e a negociação secundária de ações que já estão em circulação. Uma ação é um título negociável que representa a menor parte em que se divide o capital de uma empresa. Esses títulos são negociados em bolsas de valores. No Brasil, a BM&FBOVESPA é a responsável por esta negociação (BM&FBOVESPA, 2010, p. 31).

A aplicação de técnicas de predição em bolsas de valores pode estimar oscilações complexas dos valores das cotações e também antecipar o crescimento ou queda do mercado. Tais técnicas utilizam algoritmos matemáticos a fim de definir as projeções e tendências do futuro. Recentemente, há um avanço considerável no desenvolvimento de técnicas de predição com base em disciplinas como matemática, estatística e computação (COSTA, 2008). Nestas técnicas, destacam-se, respectivamente, a Regressão Linear, a Econometria e as Redes Neurais Artificiais.

Costa (2008) e Soares (2008) consideram as redes neurais a técnica mais apropriada para a realização de predição no mercado acionário devido sua capacidade de reconhecimento de padrões em sistemas complexos, sua habilidade de lidar com informações ruidosas e incompletas e, principalmente, sua característica de previsão em sistemas não-lineares. Sendo esta última que torna a sua aplicação oportuna porque o mercado acionário é caracterizado como um sistema não-linear, uma vez que este tipo de mercado sofre direta e indiretamente a influência de fatores políticos, econômicos, entre outros. Outra característica importante das redes neurais é sua capacidade de operar diante da ausência de um modelo pré-definido, além da precisão no resultado ser superior a de outras técnicas com o mesmo propósito. Isso a torna melhor do que outras técnicas com objetivos semelhantes como a regressão linear, que apresenta uma complexidade inicial maior, por ser necessário definir previamente um grande número de variáveis que são utilizadas nos cálculos da regressão (BRAGA, 2010, p. 33). A Econometria é um intermediário entre a matemática, a estatística e a economia, e a utilização de modelos econométricos requer que sejam satisfeitas inúmeras condições iniciais, como a formulação de uma teoria ou hipótese fundamentada através de um modelo matemático que represente o problema, seguida da comprovação deste modelo matemático utilizado na predição através de experimentos (BALESTRASSI *et al*, 1998, p. 02).

Um investidor, detentor de ações, deseja potencializar o retorno de seus investimentos. A aplicação da técnica de redes neurais em predição do comportamento do mercado acionário pode auxiliar o investidor em sua tomada de decisão.

## 2.1 Principais formas de Predição

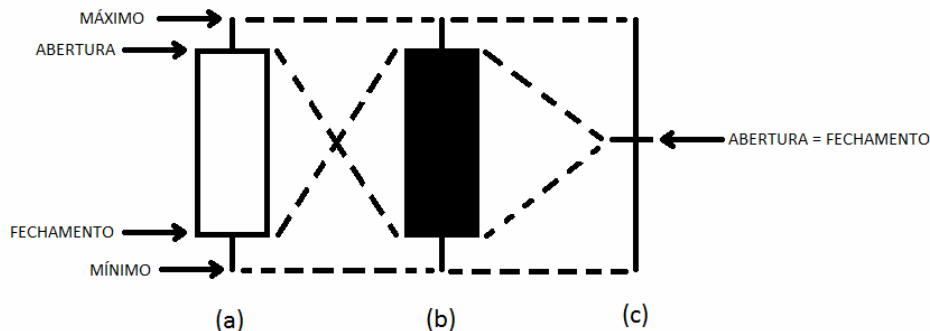
Atualmente, existem diversas formas de predição desenvolvidas para o mercado acionário, que fornecem uma expectativa de valores futuros para as ações. Os valores das ações são, geralmente, representados por séries temporais financeiras, como mostra a equação 1. Segundo Soares (2008), uma série temporal é composta por um conjunto de observações sequenciais ordenadas em relação ao tempo, sendo que a ordem destes valores é determinante para seu significado, além de poderem ser classificadas como determinísticas e estocásticas.

$$X = \{X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, \dots\} \quad (1)$$

Uma técnica bem difundida para predição do mercado acionário, uma das pioneiras, é a dos indicadores econômicos, denominada de indicadores técnicos, utilizada para realizar a previsão de séries temporais financeiras, indicando a tendência atual do mercado e momentos de reversão e gerando sinais de compra e/ou venda para os investidores (COSTA, 2008, p. 17). Os indicadores técnicos são frequentemente utilizados em análise técnica moderna, sendo uma forma de análise financeira baseada fortemente na Teoria Dow (BAUER, 2008, p. 40). Esta teoria afirma que o mercado se move em tendências e, que estas tendências são vigentes até serem confrontadas por outra tendência. Os indicadores podem ser utilizados de maneira isolada para indicar sinais de compra e venda; ou são combinados quando suas interpretações não gera nenhuma conclusão certa. Dentre os vários indicadores técnicos empregados para antecipar reversões e identificar e confirmar tendências, destacam-se: o *Relative Strength Index* (RSI), o *Average Directional Index* (ADX) e as *Bollinger Bands* (BBs).

O RSI é um oscilador que informa a força que a tendência atual possui, através da variação dos preços e da comparação entre seus crescimentos e quedas. Já o ADX é um direcionador que identifica a existência de uma tendência e sua direção através da diferença entre os valores mínimo e máximo analisados durante um intervalo de tempo. Por último, as BBs sinalizam as possibilidades de continuidade ou de pausa na tendência atual, além de repercutir mudanças na volatilidade do mercado (KANNAN *et al*, 2010, p. 03).

Outra técnica bastante aplicada para a predição da variação de preço das ações é a análise de padrões recorrentes (PARRACHO, 2010, p. 08), os quais são na maioria das vezes representados individualmente através de *candlesticks*. Um *candlestick* é formado por quatro valores, que são: o preço de abertura, o de fechamento, o de máximo e o de mínimo (DEBASTIANI, 2007). Estes valores são representados em um intervalo de data, podendo ser de minutos e dias. Ou seja, um *candlestick* diário apresenta os preços diários (abertura e fechamento do dia, máximo e mínimo do dia); um *candlestick* semanal apresenta os preços referentes à semana (abertura e fechamento da semana, máximo e mínimo da semana). A Figura 1 mostra a estrutura básica de um *candlestick*.



**Figura 1: Estrutura e tipos de *candlestick*.**

Na figura acima, o preço de abertura e fechamento formam um retângulo definido como corpo do *candlestick*. Por trás deste corpo existe a linha vertical que define o intervalo de valores entre o preço máximo e mínimo do *candlestick*. Quando o valor de abertura é superior ao de fechamento será formado um *candle* branco (a), mas quando o valor de abertura for inferior ao de fechamento o corpo do candle será preto (b), e em um terceiro e último caso, o valor de abertura pode ser igual ao de fechamento formando um *candle* sem corpo (c).

Pesquisas como a de Elliott identificou um padrão formado ao longo das cotações que pode ser representado através da Série de Fibonacci (ELLIOT apud GUARNIERI, 2006, p. 62). O trabalho de Elliott baseia-se no comportamento psicológico dos investidores, que formam grandes grupos que acabam investindo de forma semelhante tanto em momentos de compra quanto de venda. Esta teoria complementa a Teoria Dow que descreve as tendências, sendo que para Elliot não existe desorganização da oscilação de preços no mercado acionário, mas sim um contínuo e repetitivo padrão observado na Série de Fibonacci.

Uma técnica que vem sendo bastante utilizada para a realização de predição é a rede neural artificial que é um sistema paralelo distribuído, composto por unidades de processamentos simples (neurônios), com seu funcionamento baseado no do cérebro humano (ROQUE, 2009, p. 45). Sua estrutura é disposta através de camadas e formada por nós e várias conexões que são associadas a pesos. Há uma camada de entrada que recebe os dados de entrada e a camada de saída que informa o resultado do cálculo da entrada. Todos os nós que não pertencem a essas duas camadas encontram-se na camada intermediária. Os pesos que são definidos entre os nós armazenam o conhecimento adquirido pela rede e definem a capacidade de aprendizagem através de exemplos.

A arquitetura mais utilizada de redes neurais é a *Multi-Layer Percetron* (MLP) que apresenta sua estrutura definida por uma camada de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas ocultas, com os dados de entrada se propagando para frente ao longo de toda a rede, camada por camada. Estas redes têm sido muito utilizadas para resolver problemas complexos com o algoritmo de treinamento *backpropagation*, que funciona através da utilização da rede que calcula um resultado, sendo que previamente já existe um conjunto de dados esperados, caracterizando esta aprendizagem como supervisionada. Seu funcionamento ocorre através de sucessivas iterações que se dividem em duas etapas. A primeira calcula uma saída que é comparada à saída esperada para entrada correspondente, gerando uma medida de erro. Já a segunda etapa ocorre ao fim de cada iteração de cálculos, quando a rede envia o retorno no sentido inverso para ajustar os pesos devidamente e assim

atingir a saída esperada. O treinamento encerra quando a medida de erro está baixa o suficiente para considerar que a rede atingiu um nível de aprendizagem alto ou quando um número máximo de iterações foi atingido (BAUER, 2008, p. 26).

O projeto de uma rede neural é de suma importância para os resultados obtidos pela predição, visto que sua estrutura é definida por uma criteriosa configuração de vários parâmetros como, por exemplo, o número de camadas, o número de nós em cada camada e o algoritmo de treinamento. Não há um consenso na literatura sobre uma configuração ideal destas variáveis, principalmente por serem diferentes para cada contexto de aplicação, ocasionando assim a definição dos parâmetros por tentativa e erro até atingir a configuração mais próxima do ideal para resolver o problema (COSTA, 2008, p. 05).

Observou-se que as técnicas de reconhecimento e classificação de padrões aplicadas em cotações, assim como, as técnicas de redes neurais usadas na definição de preços futuros de ações e, finalmente, as técnicas de indicadores técnicos que determinam a tendência do mercado possuem características inerentes que as tornam complementares e adequadas para o desenvolvimento de um modelo de predição aplicado à bolsa de valores. Wilfredo (2006) evidenciou que é muito pouco provável que apenas uma técnica seja capaz de acertar eficientemente a antecipação do comportamento do mercado, visto que essas técnicas não são completas e independentes uma das outras. Segundo (Ribeiro *et al.* 2009), a combinação de mais de uma técnica pode possibilitar melhores resultados, uma vez que as limitações de uma ou mais técnicas podem ser superadas pelos benefícios de outras.

### 3. Trabalhos relacionados

Pesquisas vêm sendo realizadas almejando a predição da movimentação do mercado de ativos financeiros. Uma tendência dos modelos preditivos é a combinação de técnicas de previsão. Uma metodologia de predição é compreendida como um conjunto de abordagens, métodos, técnicas e ferramentas para previsão de valores futuros. Foram propostas várias abordagens, como as destacadas nos trabalhos dos autores Morris (2006) e Perry (2010).

Morris desenvolveu uma metodologia de catalogação que aplica vários padrões de *candlesticks*, os quais aparecem de maneira recorrente ao longo do tempo dentro da evolução de preços das cotações. Em seguida, Morris formou uma grande base de dados de padrões, o que lhe permitiu estudá-los separadamente e analisar causa/efeito de seus acontecimentos. Como resultado de seu trabalho, o autor apresenta um grupo de saídas possíveis para cada padrão catalogado, sendo que dentro desta saída existem algumas variáveis importantes para os investimentos, tais como: frequência de acontecimento, tipo do movimento seguinte ao padrão, se requer identificação da tendência ou confirmação e o lucro líquido, observadas na Figura 2.

<b>Nome do Padrão:</b>	Matching Low +	<b>Tipo:</b> R+
<b>Nome Japonês:</b>	Niten zoko/kenuki	
<b>Tendência Requerida:</b>	Sim	<b>Confirmação:</b> Não
<b>Frequência (MDaysBP):</b>	590	
Estatísticas do padrão de 7.275 Ações Ordinárias, com mais de 14,6 milhões de dias de Dados		

<b>Intervalo(dias)</b>	1	2	3	4	5	6	7
<b>% Ganhos</b>	69	64	62	61	60	59	59
<b>Média % de Ganho</b>	3,63	4,71	5,42	5,98	6,64	6,98	7,37
<b>% Perdas</b>	31	36	38	39	40	41	41
<b>Média % de Perdas</b>	-2,60	-3,42	-3,92	-4,39	-4,75	-5,13	-5,48
<b>Lucro líquido</b>	1,23	1,43	1,55	1,65	4,75	5,13	1,82

Figura 2: Informações detalhadas do padrão “*Matching Low*” + adaptado de (MORRIS, 2006)

A característica “*tendência requerida*”, na Figura 2, ilustra uma pequena limitação no trabalho de Morris, por dois motivos. Primeiro, existem padrões que apresentam as mesmas características quando identificados, mas possuem duas classificações, uma para tendência de alta e outra para tendência de baixa. Segundo, é necessária a utilização de uma abordagem complementar que forneça a informação sobre a tendência atual do mercado para classificar os padrões dependentes da tendência.

Já outros trabalhos abordam a utilização do reconhecimento de padrões em séries temporais financeiras através da utilização de redes neurais, como o de Costa (2008), Soares (2008). As redes neurais também são aplicadas para previsão de preços futuros, tendência e reversões, bem como para prever índices da IBOVESPA (Índice Bovespa - Bolsa de Valores de São Paulo) através de uma MLP com *backpropagation* (MARANGONI, 2010, p. 44), (FARIA, 2008b, p. 07), (BAUER, 2008, p. 32). O *backpropagation*, mesmo sendo o algoritmo mais utilizado na aprendizagem supervisionada, segundo Gouveia (2008), possui um desempenho muito inferior a outros algoritmos como o *Resilient Propagation (RPROP)*, *Levenberg-Marquardt* e *Quasi-Newton*, sendo que o *RPROP* apresenta o treinamento mais rápido e menos suscetível a erros comuns do *backpropagation* como os mínimos locais, que ocorrem quando a rede se especializa no conjunto de treinamento, não atingindo os mesmos resultados quando submetida a novos valores que não estão presentes no conjunto de treinamento. A análise numérica também é considerada uma fonte de inspiração para a construção de redes neurais, como as redes neurais *RBF (Função de Base Radial)*, que possuem uma aplicabilidade muito interessante na aproximação de funções em sistemas não-lineares com baixo custo computacional (SOUZA, 2008, p. 20).

A técnica média móvel, uma das mais simples da análise técnica (não sofisticada/complexa), mostra resultados bem promissores (GUARNIERI, 2006, p. 79). Os indicadores técnicos podem ser utilizados para auxiliar outros métodos quando estes necessitam, por exemplo: na identificação da tendência atual do mercado, como é o caso da utilização das *BBs*. Sendo que a utilização das *BBs* junto ao *IRF* demonstrou ser uma das combinações mais poderosas de indicadores e, provavelmente, desconhecida por muitos investidores (PETRY, 2010, p. 25).

Uma abordagem que vem sendo utilizada recentemente é a criação de comitês de máquinas de aprendizado (RIBEIRO *et al*, 2009, p. 20). Esta abordagem permite combinar resultados de diferentes técnicas, seja utilizando redes neurais com várias topologias e com diferentes algoritmos de treinamento através de indicadores técnicos, ou com soluções

derivadas da estatística. A combinação das diferentes técnicas possibilita ganhos significativos na predição quando comparado ao uso de um único previsor (VILLANUEVA, 2006, p. 45).

#### 4. Modelo de predição

O modelo de predição proposto neste trabalho tem como finalidade combinar as técnicas de mapeamento estatístico de padrões *candlestick*, de previsão de valores futuros utilizando redes neurais e de definição da tendência do mercado através de indicadores técnicos, almejando resultados melhores do que os modelos que usam apenas uma única técnica isoladamente.

##### 4.1. Metodologia

A construção de um modelo de predição requer uma estruturação criteriosa de todo o processo que envolve o método de predição, desde a aquisição dos dados até o resultado apropriadamente apresentado. Foram definidas as seguintes etapas: a obtenção dos dados; a construção de um *dataset*; o pré-processamento que envolve algumas estratégias; a técnica híbrida; e a construção do resultado da previsão. A Figura 3 mostra as etapas definidas para o modelo de predição.

#### **Figura 3: As Etapas do modelo de predição.**

Para o desenvolvimento deste modelo, foram organizadas e executadas as seguintes etapas:

1. Os dados das cotações são obtidos a partir de *YahooFinance*;
2. A construção de um *dataset* a partir do item (1) local a fim de evitar problemas de comunicação com fontes de dados externas;
3. A preparação do *dataset* para a sua utilização na fase de predição através de algumas etapas de pré-processamentos;
4. A execução da técnica híbrida através das técnicas escolhidas em simultâneo;
5. Construção do resultado do processamento a partir do item (4).

A partir de solicitações parametrizadas com a plataforma do *YahooFinance*, as informações das cotações de várias ações que estão sendo comercializadas são obtidas para a construção do *dataset* local. Nas solicitações são indicados o intervalo de datas e o código da ação desejada (GUPTE, 2006, p. 06). As informações obtidas referentes a uma determinada cotação possuem o seguinte formato: data, valor da abertura e do fechamento, valor máximo e mínimo e volume, conforme a **Figura 4**.

#### **Figura 4: Informações obtidas do *YahooFinance***

Na figura 4, cada linha contém informações referentes a uma data (dia, semana, mês), os quatro valores que formam o *candlestick* e o volume de transações para a data.



A fase de pré-processamento do *dataset* é extremamente relevante, uma vez que nesta fase são realizadas transformações no próprio *dataset*, sendo compostas das seguintes etapas: i) extração das séries temporais com o preço de fechamento da ação por data especificada e ii) uma transformação com a finalidade de limpeza ou simplificação dos dados através da normalização (direcionamento de um grupo de valores para um intervalo definido para facilitar o aprendizado de redes neurais).

O modelo de predição que está sendo proposto segue três técnicas distintas, que são:

- Previsor estatístico: faz as estimativas de rendimento através de reconhecimento e classificação de padrões.
- Previsor neural: calcula o preço de fechamento do dia seguinte com base em uma rede neural, e também calcula o percentual de aumento ou de diminuição neste preço.
- Previsor técnico: informa a propensão do mercado iniciar com uma tendência de alta ou de baixa nos preços através do cálculo de indicadores técnicos.

#### 4.2. Solução Proposta

É utilizada uma abordagem baseada em comitê de máquinas de aprendizado, o qual é formado por previsores estatístico, neural e técnico, descritos, respectivamente, nas subseções 4.2.1, 4.2.2 e 4.2.3, que funcionam de maneira independente e ao fim de seus processamentos têm suas saídas combinadas em um único resultado. Esta combinação pode ocorrer de várias maneiras. A ponderação dos resultados de acordo com critérios de importância é uma das mais utilizadas onde cada previsor recebe um peso e sua saída é ponderada de acordo com este peso recebido (RIBEIRO *et al*, 2009, p. 21). A equação 2 mostra a metodologia de combinação utilizada na abordagem proposta.

$$f_c = \sum_{i=1}^M w_i f_i \quad (2)$$

Como observado na equação 2, a metodologia de combinação de valores resultantes dos previsores  $f_c$ , que representa a saída do comitê, é calculada através de um somatório ponderado dos resultados dos  $M$  previsores, seja  $f_i$  o resultado individual de cada previsor e  $w_i$  o peso que define o grau de importância da solução do previsor. Cada previsor do comitê possui seu funcionamento independente dos outros e definido por etapas. O ponto inicial é a aquisição de dados, seguido do seu processamento e termina com a geração de um resultado que é definido em termos percentuais representando a expectativa de rentabilidade para o dia seguinte. Este resultado é usado para calcular a saída final do comitê, através da metodologia de combinação que transforma os  $M$  resultados dos previsores em uma saída única. Como os previsores são independentes entre si, o comitê irá fornecer apenas acesso às informações do *dataset* e cada previsor irá extrair os dados de acordo com suas necessidades particulares.

##### 4.2.1. Previsor estatístico

O previsor estatístico utiliza uma abordagem estatística que antecipa oscilações financeiras inspirado no trabalho de Morris (2006) como descrito na seção 3. A entrada de

dados contém informação de cinco *candlesticks* referentes aos últimos cinco dias de cotação do ativo e, com base nessas informações, a identificação do padrão é realizada conforme as regras definidas por Morris. Então, o padrão identificado é classificado de acordo com a tendência atual do mercado. Para tanto, este padrão é submetido ao catálogo de Morris que, posteriormente, informa a expectativa de lucro líquido para apenas um dia futuro. Como resultado deste previsor estatístico, apesar dos padrões catalogados possuírem diversas informações referentes até os sete dias futuros, tem-se informações sobre a estimativa de lucro para o investidor do momento presente ao dia seguinte.

Com base no resultado acima, as possíveis interpretações podem ser obtidas: a viabilidade de manter um investimento em uma determinada ação de acordo com seu retorno esperado, o momento oportuno de aplicação (aquisição) em uma ou mais ações e, por último, o momento de deixar a aplicação e resgatar o lucro obtido durante o período de aplicação.

#### 4.2.2. Previsor neural

O previsor neural é constituído de uma rede neural *MLP* treinada com o algoritmo *RPROP*. Este algoritmo de treinamento foi selecionado devido suas inúmeras vantagens comparadas ao *backpropagation*. A RNA possui saída direcionada para prever o preço de fechamento de apenas um dia futuro, sua janela de previsão atinge apenas o dia seguinte. Acredita-se que o resultado do previsor estatístico corrobora com o resultado deste previsor. A divergência entre os resultados apresentados dos dois previsores indica que não é um momento adequado para fazer um determinado investimento. Este previsor poderia trabalhar com o reconhecimento de padrões nas cotações ou na classificação de padrões (tarefas realizadas pelo previsor estatístico descrito anteriormente), mas o previsor neural proposto trabalha somente com a predição financeira do valor futuro do dia seguinte utilizando informações históricas anteriores. Este previsor recebe como entrada 10 preços de fechamentos referentes a 10 dias e, após vários treinos, antevê o preço do 11º dia. O processamento deste previsor ocorre assim que uma entrada de 10 dias é submetida e então os valores são calculados ao longo de sua topologia, utilizando os seus nós e pesos, e finalmente o resultado (a saída da rede) é gerado contendo apenas uma janela de predição de um dia, que é a informação da estimativa do preço do 11º dia.

O resultado proveniente dos previsores estatístico e neural apresenta percentuais ou estimativas de lucro, informando o percentual de crescimento do preço do ativo do dia atual para o dia seguinte.

#### 4.2.3. Previsor técnico

Com os resultados dos dois previsores anteriores, estatístico e neural, que são respectivamente informações sobre o lucro líquido e o valor estimado do crescimento do preço, podem-se utilizar indicadores técnicos, como um previsor técnico, a fim de obter a tendência de direção do mercado. Assim, pode-se fornecer uma confirmação a respeito da expectativa de crescimento do mercado quando os outros dois previsores resultarem neste mesmo crescimento ou este previsor pode ser uma medida de desempate quando os dois primeiros previsores apontarem resultados diferentes. O previsor técnico utiliza informações calculadas através de três indicadores técnicos clássicos: o *RSI*, que informa momentos de reversão na tendência de preços; o *ADX*, que confirma a existência de uma tendência e sua direção; e as *BBs*, que permitem mensurar a volatilidade do mercado, além

de definir uma área de valores para o preço do ativo e informar momentos de reversão para a tendência atual.

O funcionamento do previsor técnico passa por três etapas: i) cálculo dos indicadores, ii) interpretação dos resultados e iii) geração da saída. O cálculo dos indicadores supracitados acontece a partir da entrada definida por uma série temporal delimitada pelas médias móveis utilizadas pelos próprios indicadores. Caso a maior média seja de 30 dias, a série temporal da entrada terá seu tamanho subtraído deste valor, que será acumulado para cálculos do indicador. Após calcular cada indicador, os seus resultados são interpretados de acordo com as regras definidas por cada um deles. Por exemplo, se o *ADX* ultrapassar o valor 40 é informado um crescimento para a ação. O mesmo acontece quando o *RSI* informa um momento chamando de sobrecomprado (posição latente da ação após grande período de baixa), e de maneira semelhante as *BBs* informam um crescimento quando o preço final está bem próximo, tocou ou se afasta da sua curva inferior. Nestes casos, o valor de cada ativo resultará em 1, informando a confirmação de uma tendência de alta, e para casos contrários o valor é -1, indicando uma tendência de baixa. Quando os indicadores não informam tendência alguma (seja alta ou baixa), o valor informado será 0, o que significa uma indeterminação sobre a tendência atual do mercado.

O último passo acontece quando os resultados interpretados dos indicadores são submetidos a uma equação de média ponderada, com pesos igualmente distribuídos para cada indicador, que calculará a saída deste previsor técnico. Quando um indicador possuir uma saída diferente, ocorre uma normalização destes dados através de uma equação que gere um resultado único para ser utilizado pelo comitê. O valor máximo desta equação sugere que todos os indicadores confirmam uma tendência de alta. Já os resultados negativos informam que mais de um indicador sugere queda nos valores ou pelo menos um indica queda e os outros dois não confirmam o movimento. Todas as combinações dos possíveis resultados calculados pelos indicadores são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1: Valores estimados para combinação de saídas dos previsor técnico.

<b>Classificação</b>	<b>ADX</b>	<b>RSI</b>	<b>BB</b>	<b>Colunas2</b>
Alta	1	1	1	99%
Alta	1	1	0	66%
Alta	1	0	0	33%
Indefinido	0	0	0	0%
Alta	1	1	-1	33%
Indefinido	1	-1	0	0%
Baixa	-1	0	0	-33%
Baixa	-1	-1	0	-66%
Baixa	-1	-1	-1	-99%

Ao fim da execução destes três previsores, o comitê combina seus resultados utilizando a equação 2 (subseção 4.2) e informa o percentual de rentabilidade esperado para o dia seguinte da ação em questão. O resultado do comitê pode discordar dos resultados individuais por ser uma combinação ponderada de valores, isto é, os indicadores

técnicos podem informar uma tendência de baixa, enquanto o padrão identificado informa uma reversão e a rede neural um crescimento no preço da ação. Com esta informação, é possível definir algumas estratégias de investimento, entre elas: a definição de uma estratégia conservadora que exige um crescimento de pelo menos 20% no valor do ativo para definir um momento de compra e uma estratégia ousada que a partir de 5% de crescimento podem ser efetuadas compras. Com estas estratégias, é possível realizar diversas simulações que combinem opções de investimento e, a partir da análise dos resultados, montar perfis de investimento de acordo com diversas métricas como prazo de retorno, capital investido, máximo de perda, etc.

## 5. Conclusão

A utilização de um modelo híbrido objetivando a predição do comportamento da bolsa de valores permite combinar as vantagens apresentadas das três técnicas em uma solução conjugada. Além disto, possibilita superar as limitações de cada técnica quando essas são utilizadas de maneira isolada. O previsor estatístico usado isoladamente se depara com situações em que um determinado padrão identificado, ao ser submetido ao catálogo de Morris, apresenta mais de um resultado, pois existem padrões idênticos associados com mais de uma tendência (alta e baixa), impossibilitando que tenha alguma sugestão para estes casos. O previsor técnico que foi idealizado possui capacidades de interpretação e confirmação dos resultados previamente interpretados pelos outros previsores.

A combinação dessas três técnicas pode solucionar a falta de tendência do mercado, com a qual o previsor estatístico pode ocasionalmente se deparar. Há também o problema de dados discordantes que o previsor neural pode apresentar e, desta maneira, os outros dois previsores podem se comunicar visando contornar este impasse. Com esta combinação, é possível também a definição de estratégias que possam realizar várias simulações através de combinações de opções de investimento a partir de perfis de investimento (definido através de análise dos resultados), de acordo com diversas métricas, como, por exemplo, prazo de retorno, capital investido e máximo de perda.

## Referências

BALESTRASSI, P. P.; SAMOHYL, R. W.; MEURER, R. **Métodos de previsão usando a série econométrica de Nelson Plosser**: Um estudo comparativo, Encontro Nacional DE Engenharia DE Produção, v. 18, 1998.

BAUER, D. P. **Aplicação de redes neurais artificiais na determinação do preço de ações**. 2008. 46f. Centro Universitário Feevale, Instituto de Ciência, Instituto de Ciência e Tecnologia, Novo Hamburgo, 2008.

BM&FBOVESPA. **Introdução ao mercado de capitais**. 2010. Acesso em 28 de 01 de 2013, disponível em <http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/a-bmfbovespa/download/merccap.pdf>

- BRAGA, C. V. **Rede Neural e Regressão Linear:** Comparativo entre as técnicas aplicadas a um caso prático na receita federal. 2010. Dissertação (Mestre em Administração) - Mestrado Profissionalizante em Administração, Pós-Graduação e Pesquisa em Administração e Economia, IBMEC, 109, 2010.
- CAVALCANTE, F. F. D. S.; MISUMI, J. Y.; RUDGE, L. F. **Mercado de Capitais, o que é e como funciona.** In: 2005. 408f. 7 ed. Rio de Janeiro: Editora Campus, 2005.
- COSTA, V. T. **Análise de pré-processamento no desempenho de previsão de Séries Temporais Financeiras.** 2008. 42f. Monografia (Bacharel em Ciência da Computação) - Universidade Federal de Pernambuco, 2008.
- DEBASTIANI, C. A. **Candlestick:** um Método Para Ampliar Lucros na Bolsa de Valores. 2007. 200f. 1. ed. Novatec, 2007.
- FARIA, E. L. **Previsão de Séries Temporais utilizando Métodos Estatísticos.** CBPF 003 - Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - Novas Técnicas, e PUC-RJ, Rio de Janeiro, 2008a.
- FARIA, E. L. **Previsão do Mercado de Ações Brasileiro utilizando Redes Neurais Artificiais.** CBPF - Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - Novas Técnicas e PUC-RJ, Rio de Janeiro, 2008b.
- GOUVEIA, M. C. PARRACHO **Estudo e Implementação de um Algoritmo de Localização Baseado na Correspondência de Mapas.** 2009. 82f. Dissertação (mestrado integrado) - Engenharia Electrotécnica e de Computadores. Universidade do Porto, 2009
- GUARNIERI, O. C. **Um Estudo Empírico da Eficiência da Análise Técnica como Instrumento na Predição do Comportamento dos Preços das Ações: O Caso Embraer.** 2006. 121f. Dissertação (Mestre em Gestão e Desenvolvimento Regional) - Departamento de Economia, Contabilidade e Administração da Universidade de Taubaté, 2006.
- GUPTA, K.; SUNDARAM, S.; SHAMSI, F. **Dara Warehousing and Mining: Prediction Market Direction.** 2006. Acesso em 25 de 01 de 2013, disponível em <http://cs.nyu.edu/~sss374/datamine.pdf>
- KANNAN, K. S.; SEKAR, P. S.; SATHIK, M. M. **Financial Stock Market Forecast using Data Mining Techniques.** Hong Kong: In Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists (Vol. 1). 2010.
- MARANGONI, P. H. **Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais no Mercado Acionário.** 2010. 80f. Monografia (Bacharelado em Ciências Econômicas) - Graduação em Ciências Econômicas , Universidade Federal de Santa Catarina, 2010.

- MARQUES, F. C.; GOMES, R. M. **Análise de Séries Temporais Aplicadas ao Mercado Financeiro com o uso de Algoritmos Genéticos e Lógica Nebulosa**. 2009. 10f. Laboratório de Sistemas Inteligentes, CEFET-MG, Belo Horizonte, 2009.
- MORRIS, G. L. **CANDLESTICK CHARTING EXPLAINED - Timeless Techniques for Trading Stocks and Futures**. 2006. 552f. 3. ed. ISBN: 978-0-07-163217-1. McGraw-Hill, 2006.
- OLIVEIRA, P. C. **Séries Temporais: Analisar o Passado, Predizer o Futuro**. 2007. 4f. Documento Técnico - Departamento de Engenharia Informática, Universidade de Coimbra, Coimbra, 2007.
- PARRACHO, P. M. **PATTERN: Identificação de Padrões em Mercados Bolsistas**. 2010. 115f. Dissertação (Mestre em Engenharia Informática e de Computadore) - Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Técnico Superior, Lisboa, 2010.
- PETRY, A. C. **Protótipo para previsão do mercado de ações utilizando Bandas de Bollinger**. 2010. 63f. Trabalho de conclusão de curso (Bacharel em Ciência da Computação) - Universidade Regional de Blumenau, 2010.
- RIBEIRO, C.; GOLDSHMIDT, R.; CHOREN, R. . **Métodos para Previsão de Séries temporais e suas Tendências de Desenvolvimento**. 2009. 26f Instituto Militar de Engenharia - IME, 2009.
- ROCHA, H. R.; MACEDO, M. A. **Previsão do Preço de Ações Usando Redes Neurais**. 8º Congresso USP de Iniciação Científica em Contabilidade, 17f, São Paulo, 2011.
- ROQUE, R. C. **Estudo sobre a empregabilidade da previsão do índice BOVESPA usando Redes Neurais Artificiais**. 2009. 102f. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Eletrônica e de Computação) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2009.
- SOARES, A. S. **Predição de séries temporais econômicas por meio de Redes Neurais Artificiais e Transformada de Wavelet: Combinando modelo técnico e fundamentalista**. 2008. 82f. Dissertação (Mestre em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos 2008.
- SOUZA, R. C. **Previsão de séries temporais utilizando rede neural treinada por filtro de kalman e evolução diferencial**. 2008. 98f. Dissertação (Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2008.
- VILLANUEVA, W. J. **Comitê de Máquinas em Predição de Séries Temporais**. 2006. 178f. Dissertação (Mestre em Engenharia Elétrica) - Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2006.