

13º Congresso de Inovação, Ciência e Tecnologia do IFSP - 2022

PRECIFICAÇÃO NA BOLSA DE VALORES COM AUXÍLIO DE REDE NEURAL RECORRENTE E INDICADORES TÉCNICOS

CHARLES F. SOUZA¹, WILIANA FERREIRA², FABRICIU A. V. BENINI³

¹ Graduando em Tecnologia de Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Bolsista PIVICT, IFSP, Câmpus São Carlos, charles.souza@aluno.ifsp.edu.br

² Pós-Graduanda Lato Sensu, Especialização em Docência na Educação Superior, IFSP, Câmpus São Paulo, f.wiliana@aluno.ifsp.edu.br

³ Professor de Ensino Básico, Técnico e Tecnológico, IFSP, Câmpus São Carlos, benini@ifsp.edu.br

Área de conhecimento (Tabela CNPq): 1.03.02.02-6 Modelos Analíticos e de Simulação

RESUMO: Uma série histórica de uma determinada ação traz informações a respeito da valorização de ativos financeiros do mercado de capitais. Por meio da análise de indicadores técnicos, é possível identificar padrões mediante a representação de gráficos. A utilização de ferramentas computacionais como a inteligência artificial, permite analisar as informações do passado em busca de pistas sobre o futuro. Para tanto, é importante obter um grande conjunto de amostras de dados para o seu treinamento e validação. A presente pesquisa busca tirar proveito dessas ferramentas computacionais por meio das redes neurais artificiais, utilizando um algoritmo que usará como variáveis de entrada indicadores técnicos, porém combinando mais de um indicador para assim melhorar a probabilidade de acerto na previsão de tendências das ações financeiras do Ibovespa.

PALAVRAS-CHAVE: Rede neural recorrente; indicadores técnicos; tendência de preço; inteligência artificial; mercado de ações.

PRICING ON THE STOCK EXCHANGE WITH THE AID OF RECURRENT NEURAL NETWORK AND TECHNICAL INDICATORS

ABSTRACT: A historical series of a given stock provides information about the valuation of financial assets in the capital market. Through the analysis of technical indicators, it is possible to identify patterns through the representation of charts. The use of computational tools such as artificial intelligence allows analyzing information from the past in search of clues about the future. Therefore, it is important to obtain a large set of data samples for training and validation. The present research seeks to take advantage of these computational tools through artificial neural networks, using an algorithm that will use technical indicators as input variables, but combining more than one indicator to improve the probability of success in forecasting trends in financial stock of Ibovespa.

KEYWORDS: Recurrent neural network; technical indicators; price trend; artificial intelligence; stock market.

INTRODUÇÃO

Em linhas gerais, podemos salientar que com múltiplos papéis na economia, o mercado de ações, como o nome sugere, é solícito à negociação de ações, ou títulos mobiliários, onde ocorrem operações de compra e venda de ações por intermédio das Bolsas de Valores (GOMES, 1997, p. 89). A análise técnica moderna do mercado financeiro utiliza sistemas computadorizados otimizados para análise de indicadores técnicos, desta forma, a dinâmica das ações da bolsa de valores tornou-se muito mais objetiva (ELDER, 2006, p. 43). Esses indicadores técnicos são instrumentos essenciais que auxiliam na identificação das tendências e de seus pontos de reversão (VIDOTTO; MIGLIATO; ZAMBON, 2009, p. 295).

Prever o futuro da direção do mercado de ações é algo complexo, porém com a utilização de ferramentas computacionais como a inteligência artificial, é possível analisar as informações do passado em busca de pistas sobre o futuro. No âmbito da inteligência artificial, temos as Redes

Neurais Artificiais (RNAs) que são comumente utilizadas na resolução de problemas de alta complexidade em que os comportamentos das variáveis são instáveis (FLECK et al., 2016, p. 48).

Devido à habilidade de solucionar sistemas complexos, reconhecer padrões e gerar conhecimento por meio de aprendizagem, as RNAs podem ser utilizadas como recurso capaz de processar os dados relacionados ao comportamento das séries históricas representadas em um gráfico do mercado de ações.

Nas tarefas de predição e modelagem de séries temporais, as RNAs têm sido empregadas com sucesso em destaque para utilização de rede neural recorrente (RNN) que possuem uma arquitetura mais adequada para aplicações em séries temporais (FREIRE; MENEZES JÚNIOR; BARRETO, 2009).

MATERIAL E MÉTODOS

Foi selecionado o Índice Bovespa – Ibovespa para aquisição da série histórica das ações. Esse índice é o principal indicador de desempenho das ações negociadas na B3 – Brasil, Bolsa, Balcão, e reúne as empresas mais importantes do mercado de capitais brasileiro (B3, 2022). A série histórica foi adquirida por meio da biblioteca *Pandas* a partir da base do *Yahoo Finance* que reúne e disponibiliza em tempo real informações sobre as bolsas de valores mundiais, as ações das companhias, taxas de câmbios e criptomoedas e as oscilações do mercado financeiro.

Para o indicador técnico de acompanhamento de tendência, foi definido a utilização do MACD – *Moving Average Convergence-Divergence* que combina três médias móveis em duas linhas em que os seus cruzamentos indicam os sinais de negociação (ELDER, 2006, p. 90). Já para os osciladores, é utilizado o RSI – *Relative Strength Index* que mensura a força de um ativo em negociação, por meio da observação das mudanças nos preços de fechamento (ELDER, 2006; RODRIGUES, 2020).

A cotação da série histórica e os indicadores técnicos de acompanhamento de tendências e osciladores do Ibovespa serviram de variáveis de entrada para o sistema inteligente que tem como base as RNNs, sendo escolhida a arquitetura *Long Short Term Memory* (LSTM) para prever o preço de fechamento das ações financeiras. As LSTM possuem portas em que cada uma recebe dados de diferentes períodos no tempo, designando o que deve ou não ser esquecido pela RNA.

Para prever o preço de fechamento do Ibovespa, são utilizados os valores dos últimos 60 dias, tomando como base o tutorial sobre previsão de preço de ações usando a linguagem Python e aprendizado de máquina apresentado por Rodney Anderson em 2019, pelo canal no Youtube intitulado Computer Science. No tutorial é apresentada a obtenção da cotação das ações da empresa 'Apple Inc.' para o período de 01 de janeiro de 2012 à 17 de dezembro de 2019.

Em seu modelo, Anderson (2019), trabalhou apenas com o preço de fechamento das ações e os converteu em um vetor, para em seguida, criar uma variável para armazenar o comprimento do conjunto de dados de treinamento que continha cerca de 80% dos dados. Na configuração da RNN é utilizado a biblioteca *TensorFlow* sob a interface da biblioteca *Keras*, que tem a capacidade de lidar com sequências temporais para efetuar previsões financeiras juntamente com indicadores técnicos.

Para arquitetura da rede neural, foi utilizada duas camadas da rede LSTM com 50 neurônios e duas camadas “densas”, uma com 25 neurônios e outra com 1 neurônio, além de aplicar a função de perda de Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Algoritmo Otimizador de Adam. Além da obtenção do cálculo do RMSE, que é uma boa medida da precisão para o modelo da rede neural. Um valor de 0 indicaria que os valores previstos do modelo correspondem perfeitamente aos valores reais do conjunto de dados de teste, e assim resultando na previsão dos valores financeiros.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com o processamento dos dados históricos foi possível representar graficamente os registros das ações para os indicadores técnicos, tomando o Ibovespa no período de cinco anos, entre 01 de setembro de 2017 a 01 de setembro de 2022. Na representação do MACD na Figura 1(a), foram utilizadas as médias de 12, 26 e 9 períodos, que são valores padrões na maioria dos pacotes de sistemas automatizados de monitoramento do mercado de ações, e o cruzamento da linha contínua (azul) com a linha pontilhada (vermelha) emitem os sinais de compra ou de venda do Índice Bovespa.

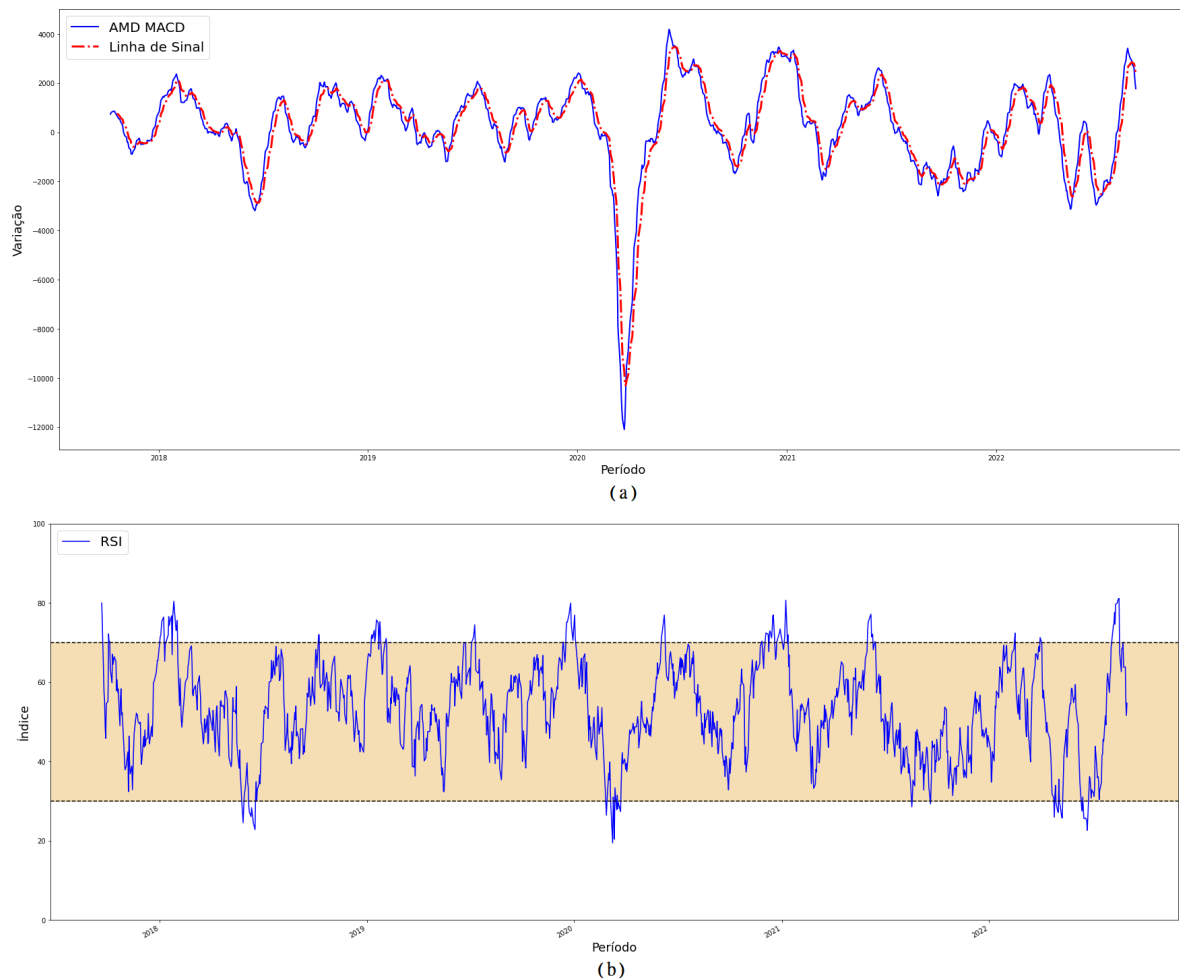


FIGURA 1. Ibovespa para indicadores técnicos a) MACD e b) RSI.

Já na Figura 1(b) temos o indicador RSI que rompeu sistematicamente a linha tracejada na banda superior (mais de 70), sinalizando que o ativo estava alto e passou por um movimento de intensa valorização, e assim, está próximo de regressar e iniciar um movimento de baixa, começando a cair de preço. Porém, vemos que poucas vezes o indicador conseguiu romper a linha tracejada na banda inferior (menos de 30) em comparação com as vezes que ultrapassou a banda superior.

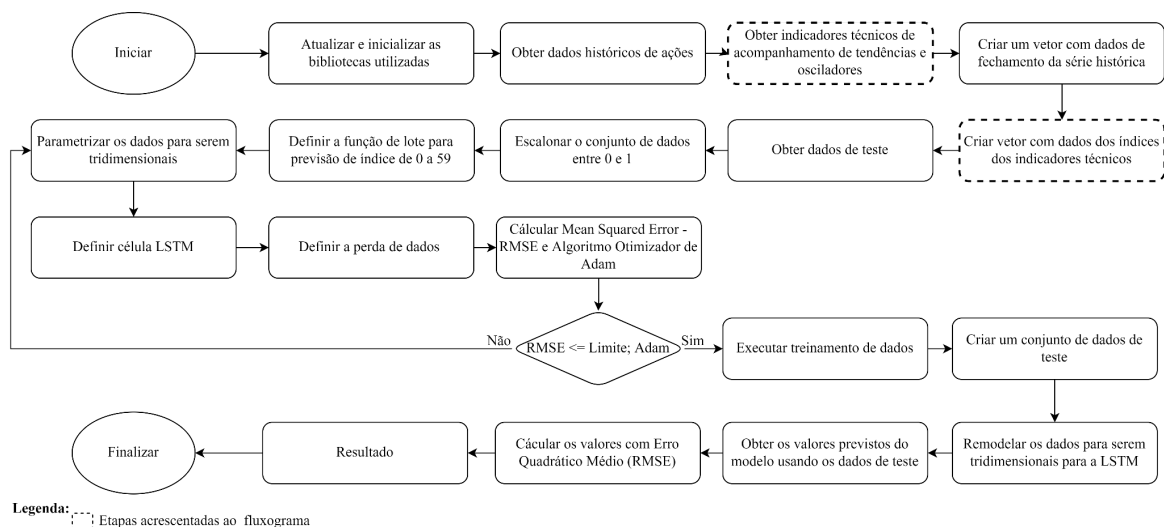


FIGURA 2. Fluxograma do modelo apresentado no tutorial por Anderson (2019).

A partir do tutorial, foi possível preparar os dados no formato adequado para que o sistema estivesse com a normalização das entradas e separação dos dados em treino/teste/validação, para assim, o modelo da RNN realizar a análise das ações do Ibovespa a partir da série histórica obtida anteriormente para o período de cinco anos. As etapas do modelo estão representadas no fluxograma da Figura 2. Também foi possível iniciar as primeiras adaptações do modelo incluindo os índices dos indicadores técnicos de acompanhamento de tendências MACD e osciladores RSI a fim de utilizar como recursos adicionais de treinamento e analisar os resultados da rede neural recorrente LSTM. O resultado da formação do sistema com a previsão das ações financeiras do Ibovespa está presente no gráfico na Figura 3 abaixo:

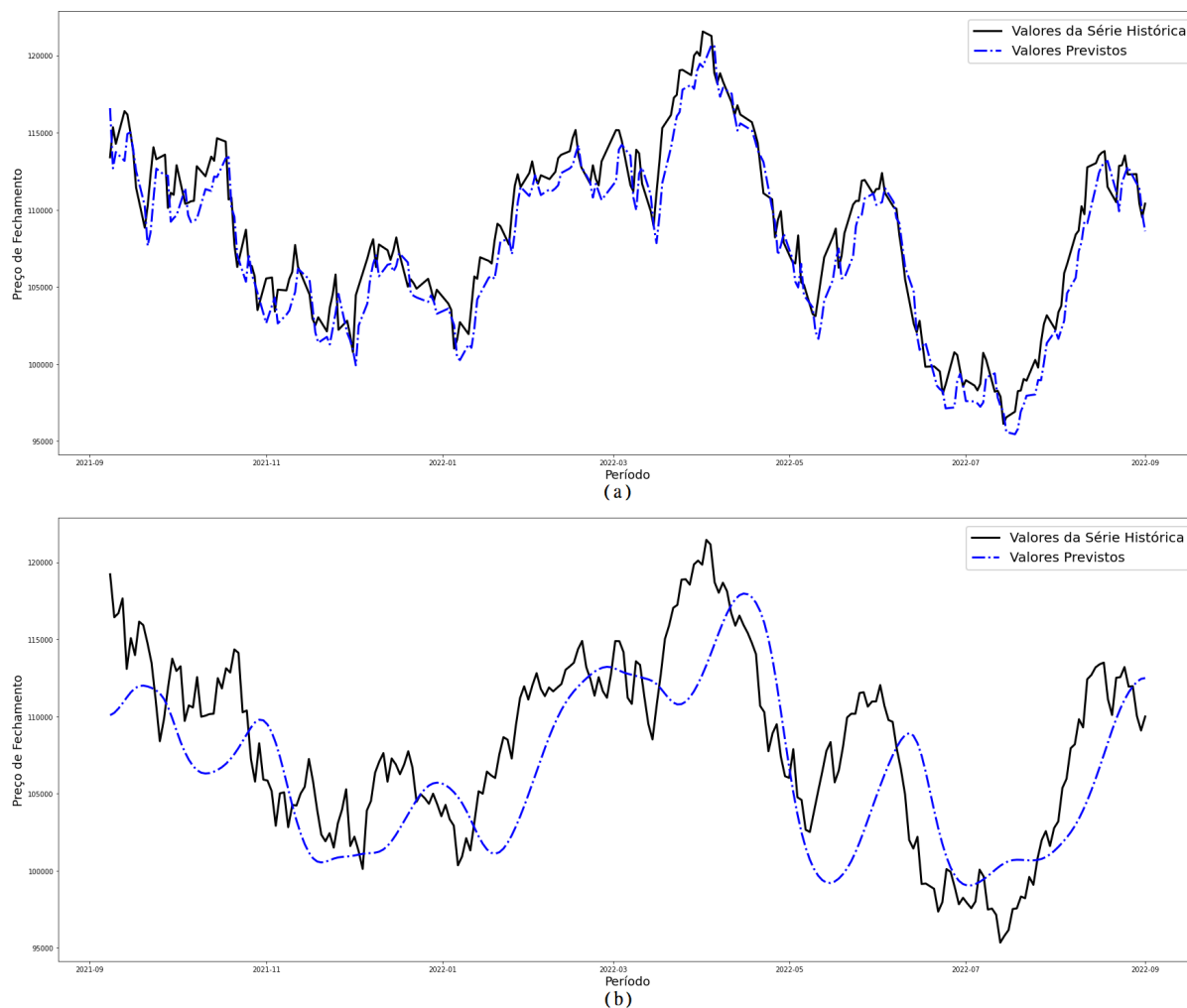


FIGURA 3. Resultados da LSTM para prever o preço das ações do Ibovespa, sendo a) utilização apenas dos valores de fechamento da série histórica; e b) utilização dos indicadores técnicos de tendência MACD e osciladores RSI.

Tanto a Figura 3(a) quanto a Figura 3(b) apresentam um conjunto de dados de treinamento que contém os valores do preço de fechamento do último ano dentro do intervalo de tempo de 5 anos, desta forma o sistema propõe-se a prever o valor do preço de fechamento do dia seguinte. Com isso, em ambos os gráficos podemos acompanhar o resultado da execução do sistema com a linha contínua (preta) que contém os valores de treinamento a partir dos preços obtidos da série histórica, e os valores previstos pela linha tracejada (azul) gerados a partir da rede neural recorrente LSTM. Por conseguinte, é possível observar na Figura 3(a), que a rede neural consegue acompanhar as tendências de subida e descida dos preços das cotações, indicando como será o possível valor para o próximo dia de abertura e fechamento do mercado de ações. Porém, na Figura 3(b) esse acompanhamento não é tão eficiente com a utilização dos indicadores técnicos, o que indica a necessidade de alterar os parâmetros do modelo quando utilizados esses recursos adicionais para o treinamento dos dados da RNN.

CONCLUSÕES

O intuito desta pesquisa foi apresentar de forma preliminar a utilização de redes neurais recorrentes LSTM como recurso capaz de processar os dados relacionados ao comportamento das séries históricas do mercado de ações. Foram apresentados breves conceitos sobre a análise técnica por meio de indicadores de acompanhamento de tendências e osciladores como MACD e RSI, respectivamente.

O resultado da LSTM utilizada para prever o preço das ações do Ibovespa teve bom desempenho quando utilizado apenas os valores de fechamento da série histórica, porém não foi possível obter o mesmo desempenho quando combinado com os indicadores técnicos MACD e RSI.

Espera-se obter melhores resultados a partir das alterações dos parâmetros de configuração do modelo da rede neural LSTM, quando for feita a utilização dos indicadores técnicos de acompanhamento de tendências e osciladores. Então, espera-se adequar o número da camada oculta da LSTM; o intervalo de uso de dados no treinamento do modelo para cada iteração (por exemplo, reduzir para 30 dias para cada iteração de todos os dados no conjunto de treinamento) e acrescentar valores ao Algoritmo Otimizador de Adam e ao RMSE.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos o apoio institucional concedido pelo PIVICT/IFSP campus São Carlos-SP e ao Grupo de Trabalho de Alunos - Professor Benini (GTA-PB) pela cooperação e oportunidade de desenvolvimento desse projeto.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, R. Stock Price Prediction Using Python & Machine Learning. **Computer Science**, 2019. 1 vídeo (49 min). Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=QIUxPv5PJOY&t=25s&ab_channel=ComputerScience>. Acesso em: 30 ago. 2022.

B3. **Índice Bovespa (Ibovespa B3)**. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-amplos/ibovespa.htm>. Acesso em: 15 abr. 2022.

ELDER, A. **Aprenda a operar no mercado de ações**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

FLECK, L.; TAVARES, M. H. F.; EYNG, E.; HELMANN, A. C.; ANDRADE, M. A. M. Redes neurais artificiais: princípios básicos. **Revista Eletrônica Científica Inovação e Tecnologia**, v. 1, n. 13, p. 47-57, 2016. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/recit/article/view/4330>>. Acesso em: 02 de ago. 2022.

FREIRE, A. L. MENEZES JÚNIOR, J. M. P. BARRETO, G. A. Redes neurais recorrentes para predição recursiva de séries temporais caóticas: um estudo comparativo. In: Congresso Brasileiro de Redes Neurais / Inteligência Computacional, 9., 2009, Ouro Preto. **Anais eletrônicos...** Ouro Preto: Sociedade Brasileira de Redes Neurais, 2009. P. 1–6. Disponível em: <https://sbic.org.br/eventos/cbrn_2009/048_CBRN2009/>. Acesso em: 04 abr. 2022.

GOMES, F. R. A Bolsa de Valores brasileira como fonte de informações financeiras. **Perspectivas em Ciência da Informação**, v. 2, n. 2, p. 189-202, 1997. Disponível em: <<https://periodicos.ufmg.br/index.php/pci/article/view/23238>>. Acesso em: 03 abr. 2022.

RODRIGUES, P. L. V. **Python Aplicado: Bolsa de Valores - Um guia para construção de análises e indicadores**. São Paulo: Independently Published, 2020.

VIDOTTO, R. S.; MIGLIATO, A. L. T. ZAMBON, A. C. O Moving Average Convergence-Divergence como ferramenta para a decisão de investimentos no mercado de ações. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 13, n. 2, p. 291-309, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1415-65552009000200008>>. Acesso em: 02 abr. 2022.