ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE ALGORITMOS DE PREDIÇÃO DE PREÇO PARA O BITCOIN Trabalho de conclusão de curso

Mickael Osvaldo de Oliveira mickaelosvaldo1999@gmail.com

Bacharelado em Engenharia de Computação

Orientador: Prof. Dr. Ciniro Aparecido Leite Nametala
2025



Sumário

- 1 Introdução
 - Contextualização
 - Objetivos
 - Justificativa
 - Fundamentação Teórica
 - Fundamentos conceituais
 - Modelos
 - Revisão Bibliográfica
 - Metodologia
 - Classificação da pesquisa
 - Solução proposta
- 4 Resultados

3

- 5 Conclusões
- 6 Referências



Introdução - Contextualização

- A predição de preços em ativos financeiros teve sua origem atribuída a Bachelier (1900), na teoria conhecida como *Random Walks* (FAMA, 1965, 1995; COURTAULT et al., 2000);
- Desde então, diversos métodos foram empregados com esse fim, destacando-se a análise técnica, fundamentalista e a utilização de modelos estatísticos como o ARIMA (ARIYO; ADEWUMI; AYO, 2014) ou aprendizado de máquina (FERDIANSYAH et al., 2019);
- Com advento da Blockchain e Bitcoin por (NAKAMOTO, 2008), um novo mercado de ativos descentralizados surgiu, trazendo consigo a necessidade de novas abordagens de predição de preços (ZHANG; CAI; WEN, 2024).

Introdução - Objetivos

Objetivo Geral

Analisar por meio comparativo o desempenho de algoritmos de predição de preço no contexto do *Bitcoin*.

Objetivos Específicos

- Desenvolver a estrutura computacional necessária para selecionar, implementar e realizar previsões por meio de ferramentas tecnológicas adequadas;
- Validar de algoritmos de redes neurais e compará-los, frente aos Benchmarks de interesse, a fim de determinar qual tem melhor desempenho;
- Explorar de possíveis variações em métodos conhecidos, visando adaptá-los a um novo cenário;
- 4 Analisar se esses métodos de predição são rentáveis em uma base de dados real.

Introdução - Justificativa

- Os criptoativos tem se tornado uma alternativa ao mercado financeiro tradicional, principalmente devido a sua volatilidade, tem sido adotado como ativo de alto risco (SOUSA et al., 2022);
- Esta pesquisa busca comparar algorítmos de predição de preços, sejam estatísticos ou de aprendizado de máquina, a fim de avaliar seu desempenho em uma base de dados real;
- As tecnologias convergem para um cenário onde a análise de dados é cada vez mais importante, a inteligência artificial e a rede distribuída são a parte central da Web3;
- Os modelos utilizados serão o ARIMA, LSTM, BiLSTM e GRU. Em que todas as implementações estarão públicas no GitHub.

Fundamentação Teórica

Fundamentação Teórica – Fundamentos conceituais

- A ideia de Ativos Digitais descentralizados baseados em criptografia, ou criptomoedas, foi marcada por inúmeras tentativs anteriores, mas só foi implementada como advento da *Blockchain* por Nakamoto (2008) (MOLLING et al., 2020);
- O ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) tem suas raízes na econometria e na estatística. Sua história remonta ao trabalho pioneiro de Box e Jenkins (1970);
- A teoria de Redes Neurais Artificiais teve início com os estudos de Rosenblatt (1957), evoluiu com Rumelhart, Hinton e Williams (1986). Atualmente, é associada ao aprendizado profundo proposto por Goodfellow, Bengio e Courville (2016).

Fundamentação Teórica – Bitcoin

- O Bitcoin é definido como um dinheiro eletrônico negociado diretamente entre pares, sem passar por uma instituição financeira (NAKAMOTO, 2008);
- Yuan e Wang (2018) descrevem a Blockchain como um registro compartilhado distribuído, onde a confiança mútua entre as partes é estabelecida por algoritmos matemáticos.

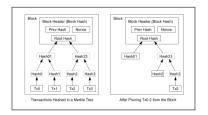


Figura 1 - Transações na *Blockchain.*

Figura que contém a árvore de Markle inserida na Blockchain.

Fonte: (NAKAMOTO, 2008).

Fundamentação Teórica – ARIMA

- Abordagem sistemática para identificar, estimar e diagnosticar modelos de séries temporais, conhecida como metodologia Box-Jenkins (SHUMWAY; STOFFER, 2017);
- Atribui-se a cada uma das componentes do modelos as siglas p, d e q representado o ajuste na série. O parâmetro p é a ordem do modelo AR, d é o grau de diferenciação (I) e q é a ordem do modelo MA.

Fundamentação Teórica – Redes neurais artificiais

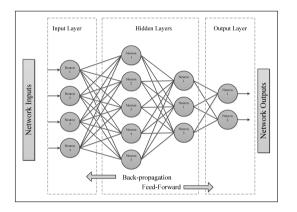


Figura 2 - Multilayer Perceptron (MLP)

Figura contendo uma MLP com duas camadas escondidas.

Fonte: (ABDOLRASOL et al., 2021).

Fundamentação Teórica – Long Short-Term Memory (LSTM)

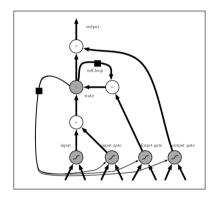


Figura 3 - Estrutura de uma LSTM

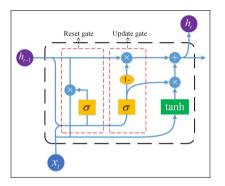
Figura que contêm a estrutura básica da LSTM.

Fonte: (GRAVES, 2012).

Fundamentação Teórica – Bidirecional LSTM (BiLSTM)

- Processa a sequência em duas direções, do futuro para o passado e do passado para o futuro;
- Melhora o desempenho em tarefas que exigem a interpretação completa da sequência do input;
- Ao final, as saídas são concatenadas e passadas para a camada seguinte.

Fundamentação Teórica – Gated Recurrent Unit (GRU)



14

Figura 4 - Estrutura de uma GRU

Figura que contêm o diagrama de uma unidade de GRU.

Fonte: (CHEN et al., 2021).



Fundamentação Teórica – Revisão Bibliográfica

Pesquisadores	Ativo	Entradas	Saídas	Modelos	Métricas
(CAUX; BERNARDINI; VITERBO, 2020)	Bitcoin	Preço	Preço mé-	LSTM,	SMAPE
			dio	GRU	
(FERDIANSYAH et al., 2019)	Bitcoin	Preço	Preço	LSTM	RMSE
SIAMI NAMINI; TAVAKOLI, 2019)	Ações	Preço	Preço	ARIMA,	RMSE
			_	LSTM,	
				BiLSTM	
TRIPATHI; SHARMA, 2023)	Bitcoin	Preco ou	Preco	DANN,	RMSE,
		indicado-		LSTM,	MAE,
		res		BiLSTM,	MAPE
				CNN-	
				BiLSTM	
Autor	Bitcoin	Preço, tro-	Preço	ARIMA.	MSE.
		cas e vo-		LSTM.	MAPE.
		lume		BiLSTM	RMSE.
				e GRU	R^2

Tabela 1 - Estudos similares

Tabela que enumera os principais estudos relacionados ao tema.

Fonte: Próprio autor.

Metodologia

Metodologia – Classificação da pesquisa

- Pode-se dizer, segundo a abordagem de Gerhardt e Silveira (2009), que a pesquisa adota uma abordagem quantitativa e experimental;
- A natureza aplicada do estudo busca não apenas compreender as nuances de cada algoritmo, mas também oferecer insights para a seleção e implementação dos mais eficazes;
- A metodologia descritiva permite uma análise detalhada dos resultados obtidos, destacando as diferenças significativas entre os modelos avaliados.

Metodologia - Solução proposta

- Utilizou-se a linguagem de programação Python e bibliotecas para extrair, tratar e analisar os dados os presentes na Binance;
- O Dataset obtido conta com 26.304 amostras com o histórico de preços do Bitcoin em intervalos de 15 minutos, com dados como trocas, volume e preço entre Janeiro e Outubro de 2020;
- Para treinar as redes neurais foi utilizado um janelamento de 24 amostras (6 horas) enquanto o ARIMA foi parametrizado com o auto ARIMA.



Metodologia – Solução proposta



Figura 5 - Fluxo de comparação dos algoritmos

Figura ilustrativa dos passos para a comparação dos algoritmos.

Fonte: Próprio autor.



Resultados - LSTM

O gráfico obtido após a aplicação do LSTM foi:

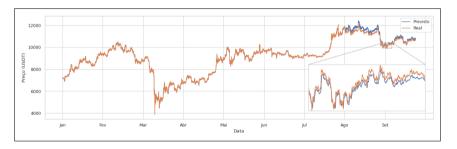


Gráfico de saída do LSTM

Gráfico que retrata a comparação do previsto no LSTM (Azul) com o real (Laranja). Fonte: Próprio autor.

Resultados - BiLSTM

O gráfico obtido após a aplicação do BiLSTM foi:

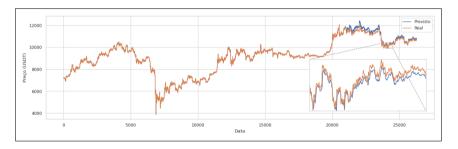


Gráfico 1 - Saída do BiLSTM

Gráfico que retrata a comparação do previsto no BiLSTM (Azul) com o real (Laranja). Fonte: Próprio autor.

Resultados - GRU

O gráfico obtido após a aplicação do GRU foi:

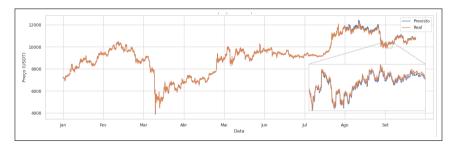


Gráfico 2 - Saída do GRU

Gráfico que retrata a comparação do previsto no GRU (Azul) com o real (Laranja). Fonte: Próprio autor.

Resultados - ARIMA

O gráfico obtido após a aplicação do ARIMA foi:

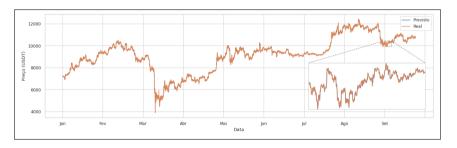


Gráfico 3 - Saída do ARIMA

Gráfico que retrata a comparação do previsto no ARIMA (Azul) com o real (Laranja). Fonte: Próprio autor.

Resultados - Classificação dos modelos

Os resultados finais após os testes dos modelos foram:

Posição	Nome	RMSE	R^2	MAPE
1°	ARIMA	28,9699	0,9989	0,0016
2°	GRU	86,1828	0,9799	0,0064
3°	LSTM	193.5493	0,8990	0,0145
4°	BiLSTM	207,2416	0,8842	0,0153

Tabela 2 - Resultados obtidos

Tabela contendo os erros e classificação de cada modelo no *Dataset* utilizado. Fonte: Próprio autor.



Conclusões

- Foram exploradas diferentes métodos para a previsão do preço do Bitcoin em intervalos de 15 minutos, comparando métodos estatísticos e redes neurais;
- O modelo ARIMA obteve os melhores resultados no contexto, superando ligeiramente os modelos de rede neural ao apresentar previsões mais consistentes;
- Como continuidade para este trabalho, sugere-se a investigação de abordagens híbridas. Além disso, é possível expandir os testes para outros períodos e ativos financeiros.

Referências I

ABDOLRASOL, M. G. M. *et al.* Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques: A Review. **Electronics**, v. 10, n. 21, 2021. ISSN 2079-9292. DOI:

10.3390/electronics10212689. Disponível em:

https://www.mdpi.com/2079-9292/10/21/2689.

ARIYO, A. A.; ADEWUMI, A. O.; AYO, C. K. Stock Price Prediction Using the ARIMA Model. In: 2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation. 2014. p. 106–112. DOI: 10.1109/UKSim.2014.67.

BACHELIER, L. Théorie de la Spéculation. **Annales Scientifiques de L'Ecole Normale Supérieure**, v. 17, p. 21–88, 1900.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. (M. Time series analysis; forecasting and control. Holden-Day, 1970.

Referências II

CHEN, J. *et al.* Low-Cost and Device-Free Human Activity Recognition Based on Hierarchical Learning Model. **Sensors**, v. 21, p. 2359, 03/2021. DOI: 10.3390/s21072359.

COURTAULT, J.-M. *et al.* Louis Bachelier on the Centenary of "Théorie de la Spéculation". **Mathematical Finance**, v. 10, p. 339–353, 07/2000. DOI: 10.1111/1467-9965.00098.

FAMA, E. Random Walks in Stock Market Prices. **Financial Analysts Journal**, Routledge, v. 51, n. 1, p. 75–80, 1995.

FAMA, E. The Behavior of Stock-Market Prices. **The Journal of Business**, v. 38, p. 34, 1965.

Referências III

FERDIANSYAH, F. *et al.* A LSTM-Method for Bitcoin Price Prediction: A Case Study Yahoo Finance Stock Market. **2019 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)**, p. 206–210, 10/2019. DOI: 10.1109/ICECOS47637.2019.8984499.

GERHARDT, T.; SILVEIRA, D. **Métodos de pesquisa**. 1. ed.: UFRGS, 01/2009. p. 120. ISBN 9788538600718.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.

GRAVES, A. **Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks**. Springer, 2012. v. 385, p. 1–131. (Studies in Computational Intelligence). ISBN 978-3-642-24796-5. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-24797-2.

Referências IV

MOLLING, G. *et al.* Cryptocurrency: A Mine of Controversies. **Journal of Information Systems and Technology Management**, v. 17, 12/2020. DOI: 10.4301/s1807-1775202017010.

NAKAMOTO, S. **Bitcoin**: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. 2008. Disponível em: https://bitcoin.org/bitcoin.pdf. Acesso em: 15/03/2024.

ROSENBLATT, F. The perceptron, a perceiving and recognizing automaton. Ithaca, New York, 1957.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, v. 323, n. 6088, p. 533–536, 1986. Disponível em: https://doi.org/10.1038/323533a0.

Referências V

SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. ARIMA Models. In: TIME Series Analysis and Its Applications: With R Examples. Cham: Springer International Publishing, 2017. p. 75–163. ISBN 978-3-319-52452-8. DOI: 10.1007/978-3-319-52452-8_3.

SOUSA, A. *et al.* Cryptocurrency adoption: a systematic literature review and bibliometric analysis. **EuroMed Journal of Business**, v. 17, p. 374–390, 05/2022. DOI: 10.1108/EMJB-01-2022-0003.

YUAN, Y.; WANG, F.-Y. Blockchain and Cryptocurrencies: Model, Techniques, and Applications. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems**, v. 48, n. 9, p. 1421–1428, 2018. DOI: 10.1109/TSMC.2018.2854904.

ZHANG, J.; CAI, K.; WEN, J. A survey of deep learning applications in cryptocurrency. **iScience**, v. 27, n. 1, p. 108509, 2024. ISSN 2589-0042. DOI: https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108509.

Obrigado

Favor enviar as sugestões e os pedidos de correção para: mickaelosvaldo1999@gmail.com ciniro.nametala@ifmg.edu.br.

