

Analisis Studi Literatur: Perbandingan Model Prediksi Harga Bitcoin Berbasis Long Short-Term Memory (LSTM)

M.D.S. Oktavian¹, R. Parlika^{2*}, F.P. Aditiawan³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

122081010039@student.upnjatim.ac.id

3firzaprimaaditiawan.if@upnjatim.ac.id

*Corresponding author email: rizkyparlika.if@upnjatim.ac.id

Abstrak—Faktor yang membuat tantangan prediksi terkait pertumbuhan bisnis aset kripto yang dipelopori oleh Bitcoin adalah volatilitas tinggi, non-linearitas, dan data yang penuh bias. Sebagian besar, model statistik konvensional gagal ketika dihadapkan dengan menangkap dinamika pasar yang kompleks. Penelitian dengan demikian beralih ke pembelajaran mendalam, contohnya adalah algoritma Memori Jangka Pendek Panjang. Dalam hal ini, LSTM lebih unggul karena memecahkan masalah gradien yang menghilang dan menghafal pola panjang dalam seri data pada jangka waktu yang rendah. LSTM murni secara bertahap memberi jalan kepada arsitektur hibrida yang lebih kompleks di mata para peneliti; Namun, ada banyak perdebatan tentang sintesis komparatif dari metodologi peramalan yang paling efektif. Tinjauan Naratif Sistematis dilakukan pada 30 literatur yang relevan untuk memetakan lanskap penelitian dan menguraikan praktik yang telah diupayakan untuk mengidentifikasi praktik yang paling efektif di antara mereka. Tinjauan ini akan fokus pada tiga pertanyaan penelitian: perbandingan kinerja antara LSTM murni atau model hibrida; berdampak pada akurasi integrasi mereka dengan fitur eksternal; praktik validasi utama dan tantangan metodologis. Telah diringkas bahwa model hibrida—seperti CNN-LSTM, BiLSTM-Attention, dan Autoencoder-LSTM—memberikan hasil yang lebih andal daripada model LSTM murni, bersama dengan kinerja yang lebih baik. Temuan penting kedua datang pada rekayasa fitur multivariat karena makalah ini juga menemukan efek interaktif dari data sentimen dan metrik on-chain yang telah meningkatkan akurasi prediksi melalui arsitektur rekayasa fitur tambahan pada waktu tertentu atau bahkan lebih dari apa yang dapat diberikan oleh model itu sendiri. Secara metodologis, penelitian ini memungkinkan untuk menerapkan pendekatan validasi *walk-forward* yang akan mencegah bias *lookforward* dan optimisme yang berlebihan dalam melaporkan hasil. Sementara model hibrida memiliki banyak hal untuk ditawarkan, mereka dirantai oleh kendala masalah yang ada yang belum diselesaikan oleh penelitian sebelumnya. Masalah utama di dalamnya termasuk masalah interpretabilitas atau sifat kotak hitam dari model pembelajaran mendalam itu sendiri, ditambah dengan tidak adanya antisipasi dalam model guncangan pasar yang tiba-tiba untuk mencegah kerugian.

Kata Kunci—Bitcoin, LSTM, Dinamika Pasar Kripto, Model, Indikator Teknikal

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dan revolusi industri telah mengubah banyak hal pada sektor keuangan global. Inovasi paling membawa perubahan yang cukup signifikan adalah

kemunculan aset kripto. Kemunculan kripto dimulai oleh Bitcoin (BTC) yang diciptakan oleh Satoshi Nakamoto pada tahun 2009 sebagai kripto pertama di dunia. Sebagai mata uang digital pertama yang terdesentralisasi, Bitcoin tidak hanya berfungsi sebagai alat tukar, tetapi juga bisa menjadi aset investasi dengan potensi keuntungan besar. Karena Bitcoin di desain supply nya terbatas dan tidak akan bertambah lagi jumlah asetnya. Namun demikian, volatilitas harga Bitcoin cukup ekstrem menjadikannya subjek penelitian yang menarik dan menantang.

Pergerakan harga Bitcoin tidak hanya ditentukan oleh faktor ekonomi makro, tetapi juga dipengaruhi oleh dinamika pasar, spekulasi, dan juga sentimen publik. Menurut referensi [1] Data harga Bitcoin bersifat *non-linear*, *non-stasioner*, dan penuh bias, yang menyebabkan model algoritma konvensional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) sering gagal menangkap dinamika kompleks market kripto ini. Sebaliknya, model *machine learning* dengan algoritma klasik seperti *Support Vector Regression* (SVR) memang bisa memberikan peningkatan performa, tetapi tetap memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan/integrasi jangka panjang antar data.

Sementara itu, model algortima yang berbasis *deep learning*, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM), sudah menjadi salah satu solusi efektif yang paling mendekati berhasil. LSTM sendiri dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* yang menjadi kekurangan pada algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN). Sehingga LSTM mampu mengingat pola jangka panjang pada data deret waktu keuangan tanpa melupakan/kehilangan data penting. Didalam pasar kripto, kemampuan ini sangat penting untuk mendeteksi tren jangka panjang yang tersembunyi di balik fluktuasi harga jangka pendek.

Namun seiring berjalannya waktu, penelitian berkembang dari menggunakan LSTM murni ke model hibrid. Model hibrid ini mengombinasikan keunggulan LSTM dengan arsitektur lain seperti CNN, GRU, atau mekanisme *Attention*. Model seperti CNN-LSTM [2], BiLSTM-Attention [3], dan LSTM+XGBoost [4] terbukti lebih adaptif dalam mengekstraksi fitur yang kompleks. Selain itu, penggunaan fitur tambahan di luar data harga seperti indikator teknikal, sentimen sosial, dan metrik on-

chain semakin memperkaya informasi yang dapat dipelajari oleh model.

Untuk memahami tren penelitian terkini, diperlukan studi literatur yang sistematis. Artikel ini menyintesis 30 penelitian relevan yang diperoleh dari spreadsheet yang berisi dataset artikel dari berbagai jurnal dengan fokus pada tiga pertanyaan utama:

- Bagaimana perbandingan performa antara LSTM murni dengan model gabungan untuk prediksi harga Bitcoin?
- Seberapa besar pengaruh fitur eksternal (teknikal, sentimen, on-chain) mempengaruhi akurasi model?
- Apa saja praktik validasi yang digunakan dan tantangan metodologis utama dalam studi-studi tersebut?

Tujuan utama penelitian ini adalah memetakan lanskap penelitian terkini, mengidentifikasi praktik terbaik, serta memberikan arah untuk riset selanjutnya terkait prediksi harga bitcoin dengan algoritma LSTM.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metodologi Tinjauan Naratif Sistematis. Metode ini dianggap paling relevan karena mampu mengumpulkan, menilai, dan mensintesis temuan utama dari artikel literatur yang ditunjuk. Proses metodologi dibagi menjadi 3 tahapan utama penelitian yang diadopsi dari praktik tinjauan pustaka, yaitu: Perencanaan Penelitian, Pelaksanaan Penelitian, Pelaporan Output.

A. Perencanaan Penelitian

Tahap perencanaan berfokus pada penetapan fondasi dan ruang lingkup tinjauan.

- Identifikasi Masalah:** Tinjauan literatur dari penelitian ini mendiagnosis hampir tidak ada perbandingan di antara banyak metodologi prediksi harga Bitcoin berbasis LSTM. Oleh karena itu, secara umum, beberapa penelitian yang sangat baru cenderung tidak mengembangkan secara signifikan penelitian sebelumnya.
- Perumusan Pertanyaan Penelitian:** Tiga permasalahan yang telah dirumuskan digunakan untuk mengarahkan proses ekstraksi dan analisis data yang telah dikumpulkan.
- Sumber Artikel:** Sumber data utama untuk penelitian ini adalah artikel permanen dengan jumlah 30 artikel penelitian. Data ini telah ditambah dari kumpulan data Google Spreadsheet yang berisi daftar *link* yang mengarah ke artikel, dan kemudian judulnya yang mengarah/berhubungan dengan topik telah dipilih.

Sehingga, artikel-artikel ini dianggap sebagai representasi dari lanskap penelitian yang relevan.

B. Penerapan Penelitian



Gbr. 1 Diagram Alir Metodologi

Seperti yang dipaparkan pada **gambar 1**, identifikasi dilanjutkan dengan mengumpulkan kata kunci. Kata kunci yang digunakan untuk pengumpulan meliputi Bitcoin, prediksi, dan LSTM. Selanjutnya, tahap penerapan dilakukan dengan proses pengumpulan dan organisasi data dari 30 studi yang telah dipilih. Implementasi selanjutnya terbagi menjadi 2 yakni seleksi kriteria dan ekstraksi data. Berikut prosesnya:

- Kriteria Seleksi:** Meskipun 30 studi sudah ditetapkan, kriteria inklusi dan eksklusi yang digunakan untuk membentuk artikel tersebut diidentifikasi sesuai aturan untuk memahami fokusnya. Kriteria ini dirangkum dalam Tabel I.

Tabel 1 KRITERIA INKLUSI DAN EKSKLUSI STUDI

| Kriteria | Deskripsi |
|------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Inklusi 1 | Studi minimal berfokus pada peramalan deret waktu finansial (Bitcoin, emas, saham, dll.). |
| Inklusi 2 | Studi yang menggunakan LSTM sebagai model / algoritma utama atau sebagai komponen dalam arsitektur hibrid. |
| Inklusi 3 | Studi yang membahas aspek metodologis kunci yang relevan dengan prediksi. |
| Eksklusi 1 | Studi yang tidak ada hubungannya dengan prediksi deret waktu atau <i>deep learning</i> . |
| Eksklusi 2 | Artikel yang berjenis opini atau non-ilmiah. |

2. **Ekstraksi Data:** Setiap artikel kemudian dianalisis untuk mengekstrak informasi kunci yang relevan dengan rumusan masalah yang telah dibuat sebelumnya. Informasi yang diekstraksi adalah: (a) Arsitektur model yang diusulkan, (b) Jenis fitur yang digunakan (univariat/multivariat, teknikal, sentimen, *on-chain*), (c) Metodologi validasi yang digunakan, (d) Metrik performa yang dilaporkan, dan (e) Tantangan atau temuan kunci yang ditemukan.

C. Analisis

Pada tahap ini fokus utamanya ada pada sintesis naratif dari data yang telah diekstraksi untuk menjawab Rumusan Masalah yang telah dibuat. Proses ini seluruhnya divisualisasikan dalam **GAMBAR 1**. Data yang diekstraksi kemudian dikelompokkan secara akademis. Temuan dari artikel yang berbeda kemudian dibandingkan dan dikontraskan untuk mengidentifikasi pola, konsensus, dan kesenjangan dalam penelitian. Hasil sintesis akan dijelaskan secara rinci di bagian "Hasil dan Pembahasan".

Tabel 2 DAFTAR 30 STUDI YANG DIANALISIS

| Referensi | Judul Studi |
|-----------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| [1] | Implementasi Algoritma LSTM Dan SVR Untuk Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Data Yahoo Finance |
| [2] | Gold price prediction by a CNN-Bi-LSTM model along with automatic parameter tuning |
| [3] | Bitcoin price forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model |
| [4] | Crypto Price Prediction Using Lstm+Xgboost |
| [5] | Comparative Study of Bitcoin Price Prediction |
| [6] | Real-Time Prediction of BITCOIN Price using Machine Learning Techniques and Public Sentiment Analysis |
| [7] | Enhanced Interpretable Forecasting of Cryptocurrency Prices Using Autoencoder Features and a Hybrid CNN-LSTM Model |
| [8] | Prediksi Coin Kripto Dengan Menggunakan Metode LSTM (Long Short-Term Memory) |
| [9] | Prediksi Mata Uang Kripto Menggunakan Metode Algoritma Linear Regression |
| [10] | Optimizing Bitcoin Price Prediction with LSTM: A Comprehensive Study on Feature Engineering and the April 2024 Halving Impact |
| [11] | Sentiment Analysis of Cooking Oil Prices in Indonesia Using the Long Short-Term Memory Method |

| | |
|------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| [12] | Bitcoin price prediction using machine learning |
| [13] | Student Adaptability Level Optimization using GridsearchCV with Gaussian Naive Bayes and K-Nearest Neighbor Methods as an Effort to Improve Online Education Predictions |
| [14] | Learning Algorithms of SVR, DTR, RFR, and XGBoost (Case Study: Predictive Maintenance of Fuel Consumption) |
| [15] | Time-Series Real-Time Bitcoin price prediction using LSTM |
| [16] | Comparative Analysis of Recurrent Neural Network Models Performance in Predicting Bitcoin Prices |
| [17] | Analysis of Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning |
| [18] | Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing Rainfall Prediction in Jayapura City Area Using Long Short-Term Memory Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing |
| [19] | Evaluating the Performance of Bitcoin Price Forecasting Using Machine Learning Techniques on Historical Data |
| [20] | A LSTM-Method for Bitcoin Price Prediction: A Case Study Yahoo Finance Stock Market |
| [21] | Review of deep learning models for crypto price prediction: implementation and evaluation |
| [22] | Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Long Short Term Memory |
| [23] | Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM) |
| [24] | Bitcoin price direction prediction using on-chain data and feature selection |
| [25] | Gold prices prediction: Comparative study of multiple forecasting models |
| [26] | Predicting Cryptocurrency Prices with Machine Learning Algorithms: A Comparative Analysis |
| [27] | Cryptocurrency Price Prediction Using Long Short Term Memory (LSTM) Algorith |
| [28] | Bitcoin Price Prediction Using LSTM |
| [29] | Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Cryptocurrency Ethereum Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network |

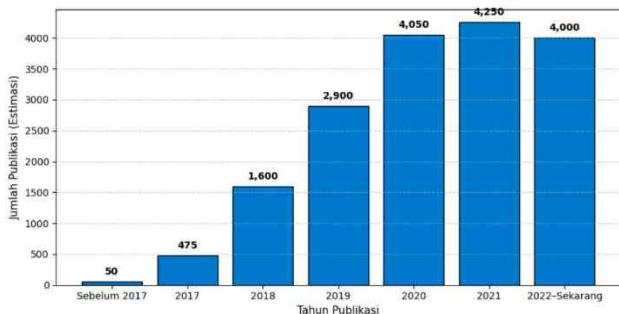
| | |
|------|--------------------------------------------------------------------|
| [30] | Analisis Sentimen Tren Cryptocurrency Menggunakan Machine Learning |
|------|--------------------------------------------------------------------|

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan analisis mendalam dari 30 studi literatur yang dikumpulkan, yang disusun berdasarkan tiga Pertanyaan Penelitian yang telah dirumuskan.

A. Perbandingan Arsitektur: LSTM Murni vs. Model Hibrid

Model LSTM murni dianggap sebagai *baseline* dalam sebagian besar studi komparatif. LSTM mengatasi kelemahan RNN standar melalui mekanisme *gate*(gerbang). Gate sendiri dibagi menjadi 3, yaitu: *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. gerbang-gerbang ini secara selektif mengatur aliran informasi. Hal ini memungkinkan sel memori untuk menyimpan dependensi jangka panjang. Kemampuan inilah yang membuatnya unggul secara signifikan dibandingkan model ARIMA atau SVR dalam memodelkan data deret waktu Bitcoin.



Gbr. 2 Tren Jumlah Publikasi LSTM untuk Prediksi BTC

Hal ini juga yang mengakibatkan lonjakan jumlah peneliti bitcoin menggunakan LSTM. Berdasarkan gambar grafik yang diperoleh, beberapa tahun terakhir penelitian mengenai prediksi harga BTC menggunakan LSTM mengalami kenaikan secara signifikan. Hal ini bisa terjadi karena algoritma LSTM dianggap lebih efektif dari pada metode lainnya.

Evolusi: Model Hibrid

Meskipun efektif, LSTM murni memiliki kelemahan: ia memproses data secara sekuensial tetapi tidak secara eksplisit dirancang untuk ekstraksi fitur dari data mentah. Literatur yang ditinjau menunjukkan beberapa arsitektur hibrid dominan yang dirancang untuk mengatasi hal ini:

- 1) **CNN-LSTM:** Pendekatan ini adalah salah satu hibridasi paling populer. model ini menggunakan lapisan Convolutional Neural Network (CNN) di bagian depan. CNN bertindak sebagai ekstraktor fitur. Dengan menerapkan filter 1D untuk mengidentifikasi

pola lokal atau "spasial" dalam data deret waktu (contohnya, pola *candlestick* jangka pendek) [7]. *Feature map* yang dihasilkan yang merupakan representasi data yang lebih kaya kemudian dimasukkan ke lapisan LSTM untuk pemodelan dependensi temporal.

- 2) **BiLSTM-Attention:** LSTM Hibrid ini meningkatkan LSTM dalam dua cara. Pertama, *Bidirectional LSTM* (BiLSTM) memproses data dalam dua arah (maju dan mundur), memberikan model konteks penuh dari seluruh urutan [3]. Kedua, mekanisme *Attention* memungkinkan model untuk secara dinamis "memberikan perhatian" lebih pada *timestep* masa lalu yang paling relevan saat membuat prediksi, daripada memperlakukan semua data masa lalu secara setara.
- 3) **Autoencoder-LSTM:** Model ini berfokus pada pengurangan *noise*. *Autoencoder* digunakan sebagai langkah *preprocessing* untuk mengompres data input ke dalam representasi laten berdimensi lebih rendah dan kemudian merekonstruksinya. Proses ini memaksa model untuk mempelajari fitur-fitur yang paling penting dan menyaring bias acak. Data yang "dibersihkan" (*denoised*) ini kemudian dimasukkan ke LSTM, yang seringkali meningkatkan *robustness*.
- 4) **Ensemble hibrid (LSTM + XG BOOST)**
Pendekatan ini menggabungkan kekuatan *deep learning* dan *machine learning* klasik [14]. LSTM digunakan untuk mengekstrak fitur-fitur temporal, dan *output*-nya (atau *hidden state*-nya) kemudian digabungkan dengan fitur-fitur tabular statis lainnya dan dimasukkan ke dalam model *tree-based* yang kuat seperti XGBoost. Ini terbukti efektif karena XGBoost sangat baik dalam menangani data tabular non-linear.

B. Dampak Kritis Rekayasa Fitur

Temuan kedua yang paling signifikan adalah bahwa rekayasa fitur sama pentingnya, jika tidak lebih penting, daripada arsitektur model. Studi yang hanya menggunakan data harga penutupan (univariat) secara konsisten melaporkan *error* yang lebih tinggi daripada studi yang menggunakan pendekatan multivariat.

Kemudian dilakukan pengkategorian fitur-fitur tambahan yang digunakan dalam literatur ke dalam empat kelompok utama, seperti yang dirangkum dalam Tabel 3.

Tabel 3 Kategori Fitur

| Jenis Fitur | Contoh | Dampak Pada Model |
|--------------------|--------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Indikator Teknikal | MA, RSI, MACD, Bollinger Bands | Memberikan informasi momentum, tren, dan volatilitas yang sudah diproses; sangat meningkatkan akurasi jangka pendek. |

| | | |
|---------------|---------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Data Sentimen | Skor sentimen | Menangkap psikologi pasar (FUD/FOMO) yang sangat relevan di kripto; prediktor kuat untuk volatilitas dan pergerakan tiba-tiba. |
| Data on-chain | Alamat aktif, volume transaksi, NVT Ratio, aliran bursa | Fitur fundamental unik untuk kripto; mencerminkan kesehatan dan adopsi jaringan; berguna untuk prediksi jangka menengah. |
| Data Ekonomi | Harga emas, saham, dan dolar | Menempatkan dalam konteks makroekonomi; menangkap korelasi antar-aset. |

Studi secara konsisten menunjukkan bahwa penambahan data sentimen memberikan salah satu peningkatan terbesar. Pasar kripto sangat didorong oleh *hype* dan FUD (*Fear, Uncertainty, Doubt*), dan model yang dapat mengukur sentimen publik secara *real-time* memiliki keunggulan prediktif yang jelas. Demikian pula, data *on-chain* memberikan pandangan "di bawah tenda" terhadap kesehatan jaringan *blockchain* yang tidak dapat dilihat dari data harga saja, menjadikannya fitur yang sangat berharga.

C. Analisis Praktik Validasi dan Tantangan Metodologis

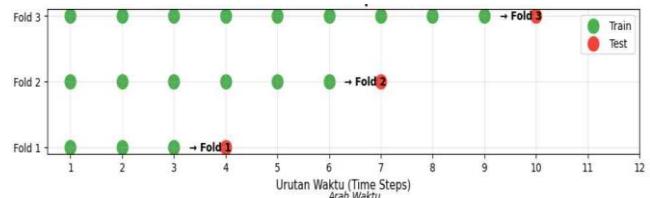
Bagian ini membahas aspek-aspek krusial dari penerapan model yang kredibel dan tantangan yang masih ada di lapangan.

1. Praktik Validasi: Pentingnya Pendekatan Time-Aware

Tantangan terbesar dalam prediksi deret waktu adalah *lookahead* bias secara tidak sengaja menggunakan informasi dari masa depan dalam pelatihan. Tinjauan ini menemukan bahwa studi-studi yang paling metodologis kuat secara eksplisit menolak validasi silang (seperti *k-fold cross-validation*) yang mengacak urutan data. Sebaliknya, kebanyakan menggunakan *Walk-Forward Validation* (juga dikenal sebagai *Rolling Window* atau *Time-Series Split*).

Seperti diilustrasikan pada Gambar 4, metode ini secara akurat mensimulasikan skenario *trading* nyata: model dilatih pada data historis (Fold 1) untuk memprediksi periode berikutnya (Test 1), kemudian dilatih ulang dengan data yang diperbarui (Fold 2) untuk memprediksi (Test 2), dan seterusnya. Studi yang gagal menggunakan validasi *time-aware* berisiko melaporkan hasil yang terlalu optimis dan tidak dapat digunakan kembali.

2. **Optimasi Hyperparameter** Performa LSTM sangat sensitif terhadap pilihan *hyperparameter* (contohnya, jumlah neuron, *learning rate*, *dropout rate*, ukuran *batch*). Pemilihan yang buruk dapat menyebabkan *underfitting* atau *overfitting* yang parah. Studi yang lebih canggih tidak lagi menggunakan *trial-and-error* manual, melainkan teknik optimasi otomatis seperti *GridSearchCV* atau *Bayesian Hyperparameter Tuning*.



Gbr. 3 Proses Validasi *Walk Forward*

3. Tantangan Interpretabilitas (Masalah Black-Box)

Tantangan besar yang berulang kali disebutkan adalah sifat *black-box* dari model *deep learning*. LSTM mungkin memberikan prediksi yang akurat, tetapi tidak dapat menjelaskan mengapa prediksi tersebut bisa terjadi. Ini adalah masalah besar terutama di bidang keuangan. Untuk mengatasinya, beberapa studi perintis mulai menerapkan teknik *Explainable AI* (XAI) seperti SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) untuk mengukur kontribusi setiap fitur (contohnya, "prediksi turun hari ini 70% didorong oleh sentimen Twitter negatif dan 30% oleh RSI").

4. Tantangan Antisipasi terhadap Regime Shift

Masalah paling kritis yang diidentifikasi adalah kurangnya *robustness* (antisipasi). Sebagian besar model dilatih pada data historis yang mungkin tidak mewakili kondisi pasar di masa depan. Studi menemukan bahwa performa model menurun drastis selama peristiwa "*Black Swan*" atau perubahan rezim pasar (contohnya, *crash COVID-19* Maret 2020). Model yang ada saat ini rapuh dan gagal beradaptasi dengan volatilitas ekstrem yang tiba-tiba.

5. Tantangan Lainnya

Tantangan lain yang diidentifikasi oleh literatur termasuk kebutuhan akan pedoman reproduktibilitas yang lebih baik, studi tentang latensi dan *deployment* praktis, dan perbandingan dengan algoritma yang lebih baru seperti Transformer.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis terhadap tiga puluh studi literatur yang ditelaah secara mendalam, terlihat adanya pola yang konsisten dalam pendekatan dan hasil penelitian terkait penggunaan model LSTM untuk prediksi harga Bitcoin. Sebagian besar studi menunjukkan bahwa model hibrid memberikan hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan

LSTM murni. Model seperti CNN-LSTM dan BiLSTM-Attention banyak digunakan karena mampu mengombinasikan kekuatan analisis pola dari CNN dan kemampuan memahami konteks sekuensial dari LSTM itu sendiri. Pendekatan ini terbukti dapat meningkatkan akurasi prediksi serta mengurangi kesalahan model dalam menangkap fluktuasi harga yang sangat volatil di pasar kripto.

Selain dari sisi arsitektur, temuan lain yang menonjol berkaitan dengan pentingnya rekayasa fitur. Hasil literatur menunjukkan bahwa penggunaan data multivariat jauh lebih efektif dibandingkan dengan pendekatan univariat yang hanya mengandalkan data harga penutupan. Penelitian-penelitian terbaru banyak menambahkan variabel tambahan seperti indikator teknikal (contohnya, *moving average*, RSI, dan volume transaksi), data sentimen dari media sosial atau berita, serta metrik *on-chain* yang mencerminkan aktivitas jaringan *blockchain*. Kombinasi dari berbagai jenis data ini membuat model memiliki sudut pandang yang lebih luas dalam memahami perilaku pasar, sehingga prediksi yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan realistik.

Dari sisi metodologi, sebagian besar penelitian menekankan pentingnya penggunaan validasi yang mempertahankan urutan waktu, seperti *walk-forward validation*. Pendekatan ini lebih mencerminkan kondisi nyata dalam dunia perdagangan, di mana model dilatih menggunakan data masa lalu dan kemudian diuji pada data yang muncul setelahnya. Metode validasi tradisional seperti random split atau *k-fold cross-validation* dianggap kurang tepat untuk data deret waktu karena dapat menyebabkan kebocoran informasi dari masa depan ke masa lalu. Oleh karena itu, penerapan validasi berbasis waktu menjadi salah satu faktor penting dalam memastikan hasil penelitian yang kredibel dan dapat digunakan kembali.

Meskipun demikian, masih terdapat beberapa tantangan yang dihadapi dalam penelitian-penelitian ini. Salah satunya adalah masalah interpretabilitas model. Sebagian besar model berbasis deep learning, termasuk LSTM dan turunannya, bersifat seperti kotak hitam (*black-box*) yang sulit dijelaskan secara intuitif. Hal ini menjadi kendala bagi para peneliti dan praktisi dalam memahami alasan di balik prediksi yang dihasilkan. Selain itu, perubahan ekstrem di pasar kripto seperti crash mendadak atau lonjakan harga yang tidak terduga juga dapat memengaruhi stabilitas dan keandalan model. Oleh sebab itu, meskipun hasil yang diperoleh menunjukkan potensi besar, diperlukan penelitian lanjutan untuk meningkatkan transparansi model, memperkuat ketahanan terhadap perubahan pasar, dan mengembangkan metode hybrid yang lebih adaptif terhadap dinamika kripto yang terus berkembang.

B. Keterbatasan Studi

Tinjauan ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, ini adalah tinjauan naratif kualitatif, bukan meta-analisis kuantitatif. Perbandingan langsung metrik RMSE/MAE antar

studi tidak praktis karena perbedaan besar dalam *dataset*, periode waktu, dan normalisasi data. Kedua, korpus 30 studi, meskipun representatif, tetapi tidak mampu untuk mencakup setiap penelitian yang ada. Ketiga belum mampu untuk menganalisis perubahan market akibat *Regime Shift* baik yang terjadi baik karena ekosistem, sosial maupun ekonomi.

REFERENSI

- [1] I. F. Riziq and A. R. Dzikrillah, "Implementasi Algoritma LSTM Dan SVR Untuk Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Data Yahoo Finance," *Metik J.*, vol. 9, no. 2, p. 2025, 2025, doi: 10.47002/metik.v9i2.1077.
- [2] A. Amini and R. Kalantari, "Gold price prediction by a CNN-BiLSTM model along with automatic parameter tuning," *PLoS One*, vol. 19, no. 3 March, pp. 1–17, 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0298426.
- [3] Y. Li and W. Dai, "Bitcoin price forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model," *J. Eng.*, vol. 2020, no. 13, pp. 344–347, 2020, doi: 10.1049/joe.2019.1203.
- [4] M. Gautam, "Crypto Price Prediction Using Lstm+Xgboost," 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2506.22055>
- [5] A. Mohammadjafari, "Comparative Study of Bitcoin Price Prediction," 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.08089>
- [6] S. M. Raju and A. M. Tarif, "Real-Time Prediction of BITCOIN Price using Machine Learning Techniques and Public Sentiment Analysis," 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2006.14473>
- [7] W. Badar, S. Ramzan, A. Raza, N. L. Fitriyani, M. Syafrudin, and S. W. Lee, "Enhanced Interpretable Forecasting of Cryptocurrency Prices Using Autoencoder Features and a Hybrid CNN-LSTM Model," *Mathematics*, vol. 13, no. 12, pp. 1–22, 2025, doi: 10.3390/math13121908.
- [8] R. S. Dwi Harjo, R. Anugrah, and J. Dharmawan, "Prediksi Coin Kripto Dengan Menggunakan Metode LSTM (Long Short-Term Memory)," *J. Adv. Res. Informatics*, vol. 3, no. 2, pp. 112–119, 2025, doi: 10.24929/jars.v3i2.4240.
- [9] M. O. Lee, D. Sitanggang, E. Indra, F. Sains, and D. Teknologi, "Prediksi Mata Uang Kripto Menggunakan Metode Algoritma Linear Regression," *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 1, pp. 88–96, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.757.
- [10] P. S. T. P. Purnama, "Optimizing Bitcoin Price Prediction with LSTM: A Comprehensive Study on Feature Engineering and the April 2024 Halving Impact," *Elinvo (Electronics, Informatics, Vocat. Educ.)*, vol. 9, no. 1, pp. 165–177, 2024, doi: 10.21831/elinvo.v9i1.72518.
- [11] E. Dewi, S. Mulyani, C. R. Hidayat, T. Mufizar, and S. S. Sundari, "Sentiment Analysis of Cooking Oil Prices in Indonesia Using the Long Short-Term Memory Method," vol. 10, no. 1, pp. 78–87, 2025.
- [12] R. Bandlamuri, S. A. Jampala, J. Madadapu, and S. D. Meena, "Bitcoin price prediction using machine learning," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2869, no. 1, 2023, doi: 10.1063/5.0168204.
- [13] R. Arifudin, S. Subhan, and Y. N. Ifriza, "Student Adaptability Level Optimization using GridsearchCV with Gaussian Naive Bayes and K-Nearest Neighbor Methods as an Effort to Improve Online Education Predictions," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 287–295, 2025, doi: 10.23887/janapati.v14i2.88972.
- [14] H. A. Parhusip, L. Lea, S. Trihandaru, D. B. Nugroho, P. P. Santosa, and A. H. Hariadi, "Learning Algorithms of SVR, DTR, RFR, and XGBoost (Case Study: Predictive Maintenance of Fuel Consumption)," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 250–261, 2025, doi: 10.23887/janapati.v14i2.85657.
- [15] O. Bhattacharai, R. Chaudhary, and G. Gupta, "Time-Series Real-Time Bitcoin price prediction using LSTM," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. ICAIDSC202, no. 2, pp. 1–6, 2025, doi: 10.5120/icaidsc202411.
- [16] Z. I. Ramadhan and H. Widiputra, "Comparative Analysis of Recurrent Neural Network Models Performance in Predicting Bitcoin Prices," *J. RESTI*, vol. 8, no. 3, pp. 377–388, 2024, doi: 10.29207/resti.v8i3.5810.
- [17] J. Chen, "Analysis of Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 16, no. 1, 2023, doi:

- 10.3390/jrfm16010051.
- [18] A. Azi, "Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing Rainfall Prediction in Jayapura City Area Using Long Short-Term Memory Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing," vol. 7, no. 2, pp. 433–439, 2025.
- [19] M. Ahmed, S. A. Suha, F. H. Mahi, and F. U. Ahmed, "Evaluating the Performance of Bitcoin Price Forecasting Using Machine Learning Techniques on Historical Data," *Inform. Autom. Pomiary w Gospod. i Ochr. Sr.*, vol. 14, no. 2, pp. 101–108, 2024, doi: 10.35784/iapgos.5657.
- [20] Ferdiansyah, S. H. Othman, R. Zahilah Raja Md Radzi, D. Stiawan, Y. Sazaki, and U. Ependi, "A LSTM-Method for Bitcoin Price Prediction: A Case Study Yahoo Finance Stock Market," *ICECOS 2019 - 3rd Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Proceeding*, no. June, pp. 206–210, 2019, doi: 10.1109/ICECOS47637.2019.8984499.
- [21] J. Wu, X. Zhang, F. Huang, H. Zhou, and R. Chandra, "Review of deep learning models for crypto price prediction: implementation and evaluation," 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.11431>
- [22] M. F. Ramadhan, D. Lestari, and U. Khaira, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Long Short Term Memory," *J. Pepadun*, vol. 5, no. 2, pp. 104–112, 2024, doi: 10.23960/pepadun.v5i2.193.
- [23] F. Febriansyah, A. Sujada, and F. Sembiring, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 55–65, 2024, doi: 10.35314/isi.v9i1.4247.
- [24] R. Dubey and D. Enke, "Bitcoin price direction prediction using on-chain data and feature selection," *Mach. Learn. with Appl.*, vol. 20, no. May, p. 100674, 2025, doi: 10.1016/j.mlwa.2025.100674.
- [25] U. B. Trivedi, T. V. S. Somvanshi, and S. P. J, "Gold prices prediction: Comparative study of multiple forecasting models," *YMER Digit.*, vol. 21, no. 07, pp. 745–764, 2022, doi: 10.37896/ymer21.07/60.
- [26] H. Nanda, G. Khetan, and V. Ratnam Kancherla, "Predicting Cryptocurrency Prices with Machine Learning Algorithms: A Comparative Analysis," no. June, 2023, [Online]. Available: <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:bth-25077>
- [27] M. F. Rizkillah and S. Widyanesti, "Cryptocurrency Price Prediction Using Long Short Term Memory (LSTM) Algorith," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022.
- [28] M. C. L. Kumari, "Bitcoin Price Prediction Using LSTM," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 6, pp. 2339–2342, 2023, doi: 10.22214/ijraset.2023.54038.
- [29] Y. S. David Wibowo and R. Somya, "Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Cryptocurrency Ethereum Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, p. 273, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [30] A. A. Corrs, A. Syam, and V. Aris, "Analisis Sentimen Tren Cryptocurrency Menggunakan Machine Learning," *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 3, no. 4, pp. 59–66, 2025, doi: 10.31004/riggs.v3i4.486.