

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Transformasi digital menuntut keputusan berbasis data, terlebih di sektor keuangan. Kemampuan memprediksi perubahan nilai aset menjadi kunci untuk alokasi portofolio, penetapan ukuran posisi, dan pengendalian risiko. Namun integrasi pasar global dan arus informasi yang kian cepat memunculkan dinamika nonlinier, peralihan rezim (*risk on/risk off*), *heteroskedastisitas*, serta *spillover* lintas kelas aset yang dipicu inflasi, likuiditas, kekuatan dolar, dan pergerakan indeks utama, sehingga pemodelan linier sederhana sering tidak memadai dan diperlukan pendekatan analitik yang lebih adaptif dan andal [1], [2].

Aset *crypto* menjadi salah satu pilihan sebagai instrumen investasi karena bersifat global dan 24/7, mudah diakses tanpa perantara, serta menawarkan diversifikasi portofolio[3]. Sejumlah studi mutakhir menunjukkan aset *crypto* (misal *Bitcoin/Ethereum*) dapat berperan sebagai *hedge/safe haven* terbatas pada kondisi tertentu, sehingga menambah opsi pengelolaan risiko investor [4]. Di saat yang sama, munculnya keuangan terdesentralisasi (*DeFi*) menghadirkan layanan keuangan yang terbuka dan dapat diprogram melalui *smart contract* (pinjam-meminjam, pertukaran, *yield*), sehingga memperluas ragam produk investasi digital. Dorongan global untuk pembayaran lintas batas yang lebih cepat, murah, dan transparan juga membuat aset dan infrastruktur berbasis *blockchain* semakin relevan dalam arsitektur pembayaran modern. Indonesia sendiri sudah mulai mengadopsi penggunaan *crypto*, hal itu dibuktikan dari data *Chainalysis* dalam *Global Crypto Adoption Index 2025* yang menunjukkan Indonesia menempati peringkat 7 dalam daftar adopsi *crypto* global tahun 2025[5]. *Volume trading crypto* pada tahun 2024 terhitung sebesar US\$17,4 triliun sepanjang 2024 dan US\$ 9,3 triliun selama paruh pertama tahun 2025 dilansir dari *Coin Gecko*[6].

Aset *crypto* adalah aset digital yang nilainya disimpan dan dipindahkan melalui *blockchain*, yakni buku besar terdistribusi yang salinannya dipegang banyak komputer dan diverifikasi bersama tanpa otoritas pusat. Setiap transaksi dikemas dalam *block* yang saling tertaut secara kriptografis dan hanya dianggap sah bila lulus konsensus jaringan, umumnya lewat *Proof of Work* (penambang

memecahkan teka-teki kriptografi untuk menambah *block* dan mendapat imbalan) atau *Proof of Stake* (validator dipilih berdasarkan “taruhan” koin)[7]. Kepemilikan dikelola melalui dompet (*wallet*) dengan kunci privat, siapa pun yang memegang kunci privat dapat memindahkan aset sehingga aspek keamanan kunci menjadi krusial. Pasar *crypto* sendiri beroperasi 24/7, bervolatilitas tinggi, dan sangat responsif terhadap arus informasi (berita, minat pengguna, arus modal, kebijakan makro), sementara aturan dan pengawasan berbeda antarnegara. Kombinasi sifat desentralisasi, transparansi pencatatan, dan dinamika pasar yang cepat membuat manajemen risiko serta peramalan (*forecasting*), baik atas *log return* maupun arah pergerakan menjadi kebutuhan praktis untuk mendukung keputusan seperti penetapan ukuran posisi, penyesuaian alokasi, dan batas risiko.

Bitcoin adalah *crypto* pertama dan terbesar secara kapitalisasi pasar sejak diluncurkan pada 2009 (dirumuskan Satoshi Nakamoto, 2008) sebagai sistem uang elektronik *peer to peer* berbasis *Proof of Work*, dengan pasokan dibatasi 21 juta *BTC* dan laju penerbitan yang menurun melalui *halving* tiap ± 4 tahun sehingga memicu *supply shock* terjadwal[8]. Sebagai pasar yang beroperasi 24/7 dan bervolatilitas tinggi, dinamika harga *Bitcoin* kerap mengalami *regime shift* akibat kombinasi faktor internal dan eksternal seperti informasi pasar OHLCV, indikator makro seperti Nasdaq 100 dan S&P 500 (proksi *risk appetite*), DXY (kekuatan dolar AS), CPI (tekanan inflasi) serta faktor perilaku seperti *Google Trends* yang menangkap atensi publik, dan peristiwa protokol *halving*[9]. Karena respons pasar terhadap *halving* dapat muncul sebelum maupun sesudah tanggal kejadian, variabel ini lazim dimodelkan sebagai *dummy/event window* agar efeknya tidak terabaikan. Dengan karakter tersebut, peramalan *log return* dan arah pergerakan *Bitcoin* menjadi relevan secara praktis untuk mendukung keputusan alokasi portofolio, penetapan ukuran posisi, dan pengendalian risiko.

Untuk meningkatkan stabilitas pemodelan, praktik umum dalam keuangan adalah memodelkan *log return*, bukan level harga. *Log return* bersifat aditif antarperiode, lebih sesuai dengan sejumlah asumsi statistik, dan memudahkan perbandingan lintas waktu. Namun, kebutuhan praktis pelaku pasar tidak hanya pada besaran perubahan, melainkan juga arah pergerakan (naik/turun) guna menentukan aksi (*enter/exit*) dan pengelolaan risiko. Karena itu, sistem peramalan

yang baik sebaiknya menghasilkan dua keluaran sekaligus : estimasi *log return* (tugas regresi) dan prediksi arah (tugas klasifikasi). Kombinasi keduanya memungkinkan evaluasi kinerja dari sisi numerik (kesalahan prediksi) sekaligus *hit rate* arah yang relevan bagi keputusan *trading/investasi*.

Kualitas sumber informasi juga menjadi kunci. Dari data pasar (OHLCV) dapat diturunkan indikator teknikal seperti MACD (momentum/tren), RSI (kondisi *overbought/oversold*), *moving averages* (penghalusan dan sinyal persilangan), serta *volatility* (misalnya simpangan baku rolling atau *true range*) sebagai proksi risiko. Dari sisi makro, Nasdaq 100, S&P 500, DXY, dan CPI memberikan konteks eksternal yang memengaruhi arus modal ke aset berisiko. Dari sisi sentimen, *Google Trends* menyediakan proksi perhatian publik yang kerap berkorelasi dengan lonjakan minat ritel. Sementara *halving* direpresentasikan sebagai *event window* $\pm k$ harian untuk menangkap efek antisipasi dan *post-event drift*. Menggabungkan seluruh variabel tersebut ke dalam dataset harian terintegrasi memberi peluang bagi model untuk belajar dari pola multisumber yang saling melengkapi[10].

Penggunaan *horizon* 10 tahun membuat *dataset* mencakup beberapa siklus *halving* (4 tahunan) sekaligus fase pasar yang sangat berbeda (*bull, bear*, krisis likuiditas), sehingga pola yang dipelajari model tidak terbatas pada satu rezim saja. Sejumlah studi menunjukkan dampak *halving* terhadap harga/volatilitas, namun efeknya berubah antar siklus seiring kematangan pasar. Mengamati multi-siklus membantu generalisasi dan mencegah kesimpulan kebetulan dari satu periode pendek. Di sisi lain, literatur *econometric* menemukan *regime shift* pada volatilitas *Bitcoin*, sehingga data lebih panjang membantu model “melihat” beberapa rezim dan berlatih pada loncatan volatilitas yang jarang namun krusial[11].

Pada penelitian di *crypto* yang dilakukan oleh Hakam Dzakwan Diash et al., menunjukkan bahwa CNN-BiLSTM pada *Ethereum* memberikan hasil MAPE $\approx 2,85\%$ dan $R^2 \approx 0,94$, jauh lebih baik daripada ARIMA maupun LSTM murni, menggarisbawahi manfaat kombinasi ekstraksi fitur (CNN) dan pembacaan dua arah (*Bi-LSTM*) pada pasar yang sangat volatil[12]. Selain itu, studi yang sudah dilakukan oleh Jiakai Han dan Pan Zeng menunjukkan konsistensi keunggulan *Bi-LSTM* (dan varian hibridanya) untuk peramalan deret waktu yang kompleks[13]. Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh Mo Yang dan Jing Wang pada beban

listrik bangunan menggunakan CEEMDAN Res-BiLSTM Plus menurunkan MAPE hingga 45,2%–96,9% dibanding model pembanding dan mencapai $R^2 \approx 0,999$, menandakan stabilitas dan presisi tinggi pada pola ekstrem[14]. Berikutnya penelitian pada pasar keuangan yang dilakukan oleh Siyuan Wang menunjukkan *Bi-LSTM* untuk indeks CSI 300 mengungguli LSTM, SVR, ARIMA (RMSE dan MAPE terendah : $R^2 \approx 0,9967$), sementara penerapan pada saham AAPL menghasilkan kurva prediksi yang dekat dengan aktual (MSE/RMSE rendah)[15]. Berikutnya penelitian yang dilakukan oleh Ming-Che Lee et al., menunjukkan bahwa pendekatan menggunakan Attention-BiLSTM + indikator teknikal meningkatkan akurasi sinyal tren (STFT $\approx 68,8\%$) dan kinerja strategi (ROI maksimum $\approx 42,7\%$)[16].

Berdasarkan temuan sebelumnya, *Bi-LSTM* dipilih karena mampu “membaca” pola data dari dua arah dalam satu potongan riwayat, yaitu dari awal ke akhir dan dari akhir ke awal, sekaligus menyimpan informasi penting lewat memori LSTM. Kemampuan ini berguna untuk pasar *crypto* yang bergerak cepat, tidak linier, dan sering berubah suasana (misalnya saat risk *on/risk off* atau menjelang/pasca *halving*). Dengan gerbang masuk, lupa, dan keluar, *Bi-LSTM* lebih tepat menyaring sinyal seperti momentum, tanda pembalikan, dan interaksi antarfitur dibanding model linier atau RNN biasa. Dengan demikian, *Bi-LSTM* cocok untuk prediksi harian (t+1) yang butuh sinyal cukup stabil, tetapi tetap peka terhadap perubahan mendadak[2].

Pada peramalan deret waktu, *Bi-LSTM* dipilih karena terbukti lebih unggul dibandingkan XGBoost. *Bi-LSTM* menunjukkan galat lebih rendah (MSE/RMSE), kemampuan jelaskan lebih tinggi (R^2), serta ketepatan arah (*degree of correctness*) yang lebih baik dibanding XGBoost. Keunggulan tersebut konsisten pada tabel evaluasi dan uji *directional accuracy*, menegaskan bahwa arsitektur sekuens dua arah *Bi-LSTM* lebih efektif menangkap ketergantungan temporal dan pergeseran rezim tanpa bergantung pada rekayasa fitur *lag/rolling* yang ekstensif. Dengan demikian, secara empiris dan metodologis, *Bi-LSTM* lebih sesuai untuk kebutuhan peramalan *time series* yang menuntut akurasi angka sekaligus sinyal arah yang andal[17].

Untuk memastikan hasil peramalan mudah dipahami dan ditindaklanjuti, penelitian ini melibatkan visualisasi interaktif melalui *Streamlit* sebagai antarmuka dashboard. Visualisasi dapat meningkatkan kualitas dan kecepatan keputusan, membantu interpretasi, serta mengurangi beban informasi pada pengambil keputusan, sehingga temuan model lebih cepat tersambung ke aksi (misalnya menambah/mengurangi posisi, menata risiko). Tinjauan empiris juga menemukan dashboard interaktif efektif sebagai alat pendukung keputusan di lingkungan operasional (audit/feedback, klinis, dsb.), menegaskan pentingnya tampilan yang ringkas namun eksploratif. Dalam praktik finansial modern, *Streamlit* banyak dipakai untuk membangun dashboard peramalan berbasis *Python* karena waktu pengembangan cepat dan kemudahan distribusi via web. Dengan demikian, integrasi visualisasi dashboard menjembatani hasil *Bi-LSTM* ke wawasan yang transparan dan dapat dipakai oleh pengguna non-teknis[18].

Pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, ditemukan bahwa studi hanya memprediksi satu keluaran (harga/*return* saja), padahal pada praktiknya butuh dua hal sekaligus, yaitu seberapa besar perubahan (*log return*) dan ke mana arahnya (naik/turun), kemudian penggunaan fitur multi-sumber masih terbatas, umumnya hanya OHLCV/teknikal, sementara makro (Nasdaq 100, S&P 500, DXY, CPI), sentimen (*Google Trends*), dan event (*halving*) jarang digabung dalam satu jalur kerja harian, evaluasi juga sering berhenti di angka kesalahan (RMSE/MAPE) tanpa melihat *Directional Accuracy* atau ablation untuk tahu fitur mana yang paling membantu. Penelitian ini menutup celah tersebut dengan pipeline harian yang rapi, fitur multi sumber tersinkron, dua keluaran (*log return* dan arah), evaluasi ganda (RMSE/MAE, MAPE setelah balik ke harga, dan *Directional Accuracy*).

Dengan demikian, penelitian dengan judul “Peramalan *Log return* dan Arah *Bitcoin* Menggunakan *Bi-LSTM* Berbasis Fitur Multi-Sumber” penting dilakukan karena menghadirkan jawaban praktis atas kebutuhan pengambilan keputusan di pasar *crypto* yang 24/7 dan sangat volatil, bukan hanya mengukur besar perubahan (*log return*), tetapi juga arah pergerakan (naik/turun) yang langsung berguna untuk alokasi portofolio, ukuran posisi, dan pengendalian risiko, sekaligus menutup research gap dengan mengintegrasikan fitur multi sumber (OHLCV, indikator teknikal, variabel makro, sentimen *Google Trends*, serta event *halving*) pada

frekuensi harian yang konsisten dan disertai evaluasi ganda (RMSE/MAE, MAPE setelah back-transform, dan *Directional Accuracy*).

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana akurasi model *Bi-LSTM* memprediksi *log return* harian (t+1) *Bitcoin* berbasis fitur *OHLCV*, indikator teknikal (MACD, RSI, MA, volatilitas), variabel makro (Nasdaq 100, S&P 500, DXY, CPI), *Google Trends*, serta *dummy halving* diukur menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE pada data uji?

2. Bagaimana akurasi model *Bi-LSTM* memprediksi arah pergerakan harga (naik/turun) satu hari ke depan diukur menggunakan *Directional Accuracy* pada data uji (dengan tolak ukur minimal melampaui 50%/tebak-acak)?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan berfokus pada *Bitcoin (BTC-USD)* dengan atribut *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Volume*, serta turunan indikator teknikal (MACD, RSI, *Moving Averages*, dan volatilitas).
2. Penelitian menambahkan variabel eksternal : indeks makro (Nasdaq 100, S&P 500, DXY, CPI), *Google Trends* (kata kunci terkait *Bitcoin*), serta peristiwa *halving* yang dimodelkan sebagai *event dummy/event window*.
3. Menggunakan data harian yang diambil mulai pada Januari 2015 sampai Desember 2024.
4. Metrik evaluasi *out of sample*: RMSE dan MAE pada *log return*, MAPE dihitung pada harga yang direkonstruksi dari prediksi *log return*, *Directional Accuracy* dan *Confusion Matrix* untuk penilaian arah.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengukur akurasi model *Bi-LSTM* dalam meramalkan *log return* harian (t+1) *Bitcoin* berbasis fitur *OHLCV*, indikator teknikal (MACD, RSI, MA, volatilitas), variabel makro (Nasdaq 100, S&P 500, DXY, CPI), *Google Trends*, dan *halving*, yang diukur pada data uji menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE (MAPE dihitung pada harga yang direkonstruksi dari prediksi *log return*).

2. Mengukur kemampuan model *Bi-LSTM* dalam memprediksi arah pergerakan harga (naik/turun) satu hari ke depan, yang diukur pada data uji menggunakan *Directional Accuracy*, dengan tolok ukur minimal melampaui 50% (di atas tebak acak).

1.5 Manfaat Penelitian

1. Memberikan bukti kuantitatif efektivitas *Bi-LSTM* untuk peramalan harian *log return* dan arah *Bitcoin*, dinilai dengan RMSE, MAE, MAPE, dan *Directional Accuracy* pada data uji.

2. Menghasilkan luaran operasional berupa estimasi *log return* $t+1$ dan probabilitas arah yang dapat ditampilkan pada dashboard untuk mendukung pengambilan keputusan harian.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini disusun untuk memudahkan pembaca menelusuri alur penelitian dari perumusan masalah hingga kesimpulan. Setiap bab saling berkaitan dan membentuk tahapan yang utuh. Beberapa tahapan yang harus dilalui dalam proses penyusunan skripsi ini diantaranya adalah :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan gambaran umum penelitian yang dilakukan, meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan penelitian, tujuan penelitian, manfaat penelitian, relevansi dengan Sistem Informasi, serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas landasan teori untuk menunjang penyelesaian skripsi ini serta menjelaskan teori - teori yang mendukung pada penulisan skripsi ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini merangkum alur riset, mulai dari identifikasi masalah dan studi literatur, dilanjutkan workflow peramalan yang berisikan pengumpulan & prapemrosesan data, pemisahan data latih-uji, pemodelan *Bi-LSTM*, pengujian, dan evaluasi. Kemudian dilanjutkan dengan implementasi & visualisasi, kemudian disusun kesimpulan, saran, dan laporan akhir.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan deskripsi data dan eksplorasi awal, hasil pelatihan dan pengujian model.

BAB V PENUTUP

Bab ini memuat kesimpulan yang merangkum jawaban atas rumusan masalah berdasarkan hasil penelitian, serta saran untuk pengembangan penelitian berikutnya (misalnya perluasan aset, penambahan sumber data, atau variasi *horizon*) dan rekomendasi penerapan dalam konteks Sistem Informasi.

DAFTAR PUSTAKA

Memuat seluruh referensi yang digunakan dalam penelitian sesuai gaya sitasi yang ditetapkan..

LAMPIRAN

Berisi data pendukung: ringkasan dataset dan *data dictionary*, rincian parameter model, tabel metrik lengkap, hasil uji statistik (jika ada), kode utama/tautan repositori, serta tangkapan layar dashboard.