

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar saham merupakan salah satu instrumen investasi yang paling penting dalam perekonomian global. Di Indonesia, pasar saham terus menunjukkan beberapa pencapaian positif yang berkontribusi terhadap pertumbuhan ekonomi. Sepanjang tahun ini sampai dengan 9 Agustus 2024, rata-rata nilai transaksi harian (RNTH) mencapai Rp11,8 triliun. Data tersebut diikuti dengan volume transaksi harian di angka 17,9 miliar saham dan frekuensi transaksi harian mencapai 1,1 juta kali transaksi. Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) ditutup berubah 0,22% secara *year-to-date* pada level 7.256,996 dengan kapitalisasi pasar mencapai Rp12.302 triliun (Bursa Efek Indonesia, 2024). Berdasarkan data *Single Investor Identification* (SID), jumlah investor pasar modal yang terdiri dari investor saham, obligasi, dan reksa dana dan surat berharga lainnya telah bertumbuh 1,28 juta sejak tahun 2023 menjadi 13,45 juta investor sampai dengan 9 Agustus 2024. Khusus untuk investor saham, terdapat peningkatan lebih dari 600 ribu investor saham menjadi 5,90 juta investor saham (per 9 Agustus 2024). Tidak hanya itu, partisipasi investor ritel masih tetap tinggi selama tahun 2024. Hal ini mencerminkan keyakinan investasi di pasar saham Indonesia masih cukup terjaga meski dihadapkan situasi ekonomi global dan domestik yang dipenuhi dengan ketidakpastian.

Bursa Efek Indonesia (BEI) menjadi tempat di mana saham diperdagangkan. Data dari BEI menunjukkan bahwa sepanjang tahun 2023, kapitalisasi pasar saham Indonesia mencapai sekitar 7.800 triliun rupiah, dengan lebih dari 700 perusahaan yang terdaftar, mencakup berbagai sektor ekonomi penting (Bursa Efek Indonesia, 2023). Salah satu jenis saham yang sangat diminati oleh investor adalah saham *blue chip*. Saham *blue chip* adalah saham yang diterbitkan oleh perusahaan dengan kinerja keuangan yang solid, dikenal karena kemampuan mereka menghasilkan keuntungan yang stabil, dan memiliki reputasi yang kuat. Perusahaan-perusahaan ini biasanya menawarkan dividen kepada pemegang saham sebagai bagian dari komitmen mereka terhadap stabilitas jangka panjang (Brigham & Ehrhardt, 2013). Namun, meskipun saham *blue chip* dianggap sebagai pilihan investasi yang relatif aman, harga saham ini tetap berfluktuasi seiring dengan perubahan kondisi ekonomi, kebijakan pemerintah, serta faktor-faktor eksternal seperti krisis global atau pandemi. Fluktuasi harga saham tersebut menjadi tantangan bagi investor dalam menentukan kapan waktu yang tepat untuk membeli atau menjual saham (Aryanti & Ahmad, 2020).

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk memprediksi harga saham adalah dengan menggunakan algoritma peramalan berbasis *machine learning* (ML), yang telah terbukti efektif dalam memprediksi pergerakan harga saham (Zhang et al., 2019). Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam

peramalan *time series* adalah *Prophet*, yang dikembangkan oleh Facebook. Algoritma *Prophet* dirancang untuk memprediksi data *time series* dengan komponen musiman yang kuat serta tren yang tidak linier (Taylor & Letham, 2017). Keunggulan utama dari algoritma *Prophet* adalah kemampuannya untuk menangani data yang tidak teratur, serta akurasi yang tinggi dalam memprediksi pergerakan harga saham yang memiliki pola musiman dan tren jangka panjang. *Prophet* dapat menangani data yang memiliki fluktuasi musiman yang kuat, serta perubahan tren yang tidak terduga, yang seringkali terjadi pada pasar saham (Liu et al., 2020).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menguji penggunaan algoritma *Prophet* dalam peramalan harga saham. Misalnya, Liu et al. (2020) melakukan studi kasus pada pasar saham China dan menemukan bahwa *Prophet* lebih unggul dibandingkan dengan model tradisional seperti ARIMA dalam memprediksi harga saham, terutama dalam data yang memiliki tren dan musiman yang kompleks. Penelitian lain oleh Zhang et al. (2019) juga menunjukkan hasil yang serupa pada saham perusahaan teknologi di Amerika Serikat. Mereka menemukan bahwa *Prophet* mampu memberikan prediksi yang lebih stabil dan lebih akurat dibandingkan dengan model lain yang lebih konvensional seperti ARIMA dan LSTM. Hasil-hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa *Prophet* adalah alat yang efektif untuk memprediksi harga saham, terutama ketika data memiliki komponen musiman yang kuat (Liu et al., 2020; Zhang et al., 2019).

Meskipun telah banyak penelitian yang mengaplikasikan *Prophet* dalam peramalan harga saham. Tetapi, penelitian yang memfokuskan pada saham *blue chip* di Indonesia, khususnya yang memanfaatkan data dari Bursa Efek Indonesia masih sangat terbatas. Banyak penelitian sebelumnya hanya terbatas pada data pasar saham di luar Indonesia atau lebih fokus pada saham-saham dengan volatilitas yang tinggi, sementara saham *blue chip* cenderung lebih stabil dan memiliki pola yang berbeda (Fitriyani et al., 2021). Hal ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian yang perlu diisi, yaitu penerapan algoritma *Prophet* pada saham *blue chip* di Indonesia. Penelitian ini akan mengisi gap tersebut dengan mengkaji efektivitas algoritma *Prophet* dalam memprediksi harga saham *blue chip* Indonesia.

Urgensi penelitian ini terletak pada pentingnya akurasi dalam memprediksi harga saham bagi investor, khususnya yang berkecimpung di saham *blue chip*, karena saham ini sering kali menjadi pilihan bagi investor yang menginginkan kestabilan jangka panjang. Dengan meningkatnya ketidakpastian ekonomi global, terutama setelah pandemi COVID-19, prediksi harga saham yang lebih akurat menjadi semakin krusial. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam membantu investor meminimalkan risiko kerugian yang diakibatkan oleh ketidakpastian pasar, serta memaksimalkan potensi keuntungan dengan mengandalkan prediksi harga saham yang lebih akurat (Hasnah, 2019). Dengan menggunakan algoritma *Prophet*, yang dirancang untuk menangani data

yang tidak teratur dan memiliki pola musiman, penelitian ini bertujuan untuk memberikan alat yang lebih efektif dalam meramalkan pergerakan harga saham di masa depan.

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, peneliti merumuskan topik penelitian berjudul "**Penerapan Algoritma *Prophet* untuk Meramalkan Harga Saham *Blue Chip* Pada Bursa Efek Indonesia (BEI)**". Penelitian ini diharapkan dapat mengisi kekosongan dalam literatur yang ada, memberikan kontribusi dalam bidang ilmu ekonomi dan keuangan, serta memberikan wawasan yang berguna bagi investor di pasar saham Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan algoritma *Prophet* dalam melakukan peramalan harga saham *blue chip* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI)?
2. Bagaimana tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan oleh algoritma *Prophet* dalam memprediksi pergerakan harga saham *blue chip* di pasar saham Indonesia?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun Berdasarkan rumusan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menerapkan algoritma *Prophet* sebagai metode peramalan harga saham *blue chip* pada Bursa Efek Indonesia (BEI) guna menguji kemampuannya dalam menganalisis pola data deret waktu.
2. Mengevaluasi tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan oleh algoritma *Prophet* dalam memprediksi harga saham *blue chip* di pasar modal Indonesia yang dinamis, sehingga dapat memberikan gambaran empiris mengenai keandalan model dalam konteks pasar domestik.

1.4 Landasan Teori

1.4.1 Pasar Saham

Pasar saham adalah tempat di mana saham perusahaan diperdagangkan, memungkinkan investor untuk membeli dan menjual saham berdasarkan harga pasar yang berlaku. Fungsi utama pasar saham adalah untuk memberikan likuiditas bagi saham perusahaan, memfasilitasi akses modal bagi perusahaan, dan memberikan peluang bagi investor untuk mendapatkan keuntungan. Pasar saham juga berperan sebagai indikator kesehatan ekonomi suatu negara, karena pergerakan harga saham mencerminkan ekspektasi pasar terhadap kondisi ekonomi dan kinerja perusahaan (Fama, 1970).

1.4.2 Saham Blue chip

Saham *blue chip* merujuk pada saham yang diterbitkan oleh perusahaan besar dan terkemuka dengan reputasi yang sangat baik dan stabilitas keuangan yang tinggi. Perusahaan yang sahamnya tergolong *blue chip* biasanya memiliki kapitalisasi pasar yang besar, serta rekam jejak yang solid dalam menghasilkan laba dan membayar dividen secara teratur. Saham *blue chip* umumnya dianggap sebagai saham yang relatif aman untuk investasi jangka panjang karena perusahaan-perusahaan ini memiliki ketahanan terhadap fluktuasi pasar yang tajam (Graham & Dodd, 2008).

1.4.3 Pembersihan Data

Pembersihan data merupakan tahap awal yang krusial dalam analisis deret waktu, khususnya pada penelitian peramalan harga saham. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan bersifat lengkap, konsisten, dan sesuai dengan asumsi model, sehingga hasil peramalan yang diperoleh dapat diinterpretasikan secara valid. Data deret waktu yang mengandung nilai hilang, duplikasi observasi, atau ketidakteraturan urutan waktu berpotensi menimbulkan bias estimasi dan menurunkan akurasi model peramalan (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Koehler, 2006).

Pada penelitian ini, pembersihan data dilakukan melalui beberapa tahapan yang umum digunakan dalam analisis deret waktu keuangan. Tahap awal meliputi seleksi variabel, di mana hanya variabel tanggal observasi dan harga saham yang digunakan. Selanjutnya, penanganan nilai hilang dilakukan menggunakan pendekatan *rule-based imputation*. Pendekatan ini menetapkan aturan logis dalam menentukan nilai harga yang digunakan, dengan memprioritaskan harga penutupan yang telah disesuaikan (*adjusted close*) karena telah memperhitungkan aksi korporasi seperti stock split dan pembagian dividen. Apabila nilai *adjusted close* tidak tersedia, maka harga penutupan harian (*close price*) digunakan sebagai nilai pengganti.

Setelah proses imputasi dilakukan, observasi yang masih mengandung nilai hilang dihapus menggunakan metode *listwise deletion*. Metode ini menghilangkan seluruh observasi yang tidak memiliki nilai harga lengkap, sehingga hanya data yang valid yang digunakan dalam pemodelan. Secara matematis, apabila $D = \{(ds_t, y(t))\}$ merupakan himpunan data hasil imputasi, maka data akhir yang digunakan dalam analisis dirumuskan sebagai:

$$D = \{(ds_t, y(t)) \in D \mid y(t) \neq \emptyset\} \quad (1)$$

Tahap pembersihan data selanjutnya mencakup pengurutan data secara kronologis untuk memastikan keterurutan waktu observasi, serta penghapusan duplikasi agar setiap tanggal hanya memiliki satu nilai harga. Data yang telah

dibersihkan kemudian distandarisasi ke dalam format input algoritma Prophet, yaitu dengan menetapkan kolom waktu sebagai ds dan nilai observasi sebagai $y(t)$. Dengan data yang telah melalui proses pembersihan tersebut, model Prophet dapat mempelajari pola tren dan musiman secara optimal tanpa terganggu oleh ketidakkonsistenan data.

1.4.4 Algoritma Prophet

Algoritma *Prophet* merupakan model peramalan yang dikembangkan oleh Facebook yang dirancang untuk memprediksi data *time series* dengan komponen musiman yang kuat, tren jangka panjang, dan perubahan yang tidak terduga atau peristiwa eksternal. *Prophet* mampu menangani data dengan pola musiman yang kompleks dan tren yang tidak linier, sehingga sangat cocok untuk aplikasi dalam peramalan harga saham yang sering dipengaruhi oleh banyak faktor eksternal yang sulit diprediksi. Model ini menggunakan pendekatan dekomposisi, membagi data menjadi tiga komponen utama: tren, musiman, dan liburan. Keunggulan utama dari *Prophet* adalah kemampuannya untuk menangani data yang tidak teratur dan memberikan prediksi yang akurat meskipun dengan sedikit data atau perubahan mendadak (Taylor & Letham, 2017).

Secara umum, struktur dasar Model *Prophet* dapat ditulis sebagai berikut:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (2)$$

Di mana $y(t)$ adalah nilai deret waktu, $g(t)$ adalah komponen tren, $s(t)$ adalah komponen musiman, $h(t)$ adalah komponen liburan, dan ϵ_t adalah kesalahan atau noise yang diasumsikan terdistribusi normal (Taylor & Letham, 2017).

1.4.5 Komponen Tren (Trend)

Tren merujuk pada arah umum pergerakan harga suatu aset atau pasar dalam periode tertentu. Dalam konteks pasar saham, tren menggambarkan apakah harga saham sedang naik (bullish), turun (bearish), atau bergerak datar (sideways). Peramalan tren penting dalam analisis teknikal karena dapat membantu investor memprediksi pergerakan harga saham di masa depan dan membuat keputusan investasi yang lebih baik. Algoritma *Prophet* dapat dengan mudah mendeteksi dan memprediksi tren jangka panjang pada data *time series* saham (Zhang et al., 2019). Fungsi logistik yang digunakan untuk model ini adalah :

$$g(t) = \frac{C(t)}{1 + \exp(-k(t-b))} \quad (3)$$

Di mana $C(t)$ adalah kapasitas maksimum sistem pada waktu t , k adalah laju pertumbuhan, dan b adalah parameter offset.

1.4.6 Komponen Musiman (Seasonality)

Komponen musiman dalam *time series* mengacu pada pola yang berulang secara periodik dalam data, yang terjadi pada interval tertentu, seperti bulanan, kuartalan, atau tahunan. Dalam pasar saham, pola musiman sering dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti laporan keuangan tahunan, musim liburan, dan periode pasar yang fluktuatif. Model *Prophet* memungkinkan untuk menangani dan memprediksi pola musiman ini dengan lebih baik dibandingkan dengan model tradisional seperti ARIMA. Studi oleh Taylor & Letham (2017) menunjukkan bahwa komponen musiman dapat dimasukkan secara langsung dalam model untuk meningkatkan akurasi peramalan harga saham.

Untuk mengaproksimasi sifat periodik data, kami menggunakan deret Fourier (Harvey & Shephard, 1993). Misalkan P adalah periode yang diharapkan untuk deret waktu tersebut, seperti $P = 365,25$ untuk data tahunan atau $P = 7$ untuk data mingguan, dengan skala waktu dalam satuan hari. Oleh karena itu, komponen musiman dapat diungkapkan sebagai berikut:

$$s(t) = \sum_{n=-N}^N C_n e^{i \frac{2\pi n t}{P}} \quad (4)$$

Di sini, C_n adalah koefisien yang perlu diperkirakan untuk setiap $n = -N, \dots, N$. Rentang $n = -N, \dots, N$ digunakan untuk merepresentasikan kombinasi frekuensi positif dan negatif dalam deret Fourier, yang secara matematis diperlukan untuk membentuk fungsi musiman yang nyata. Setiap pasangan $+n$ dan $-n$ membentuk satu pola musiman tertentu, misalnya variasi yang berulang setiap minggu, bulan, atau tahun. Peningkatan nilai N memungkinkan model untuk menangkap variasi musiman yang lebih kompleks. Semakin besar nilai N , maka semakin banyak variasi gelombang yang digunakan, sehingga model dapat menangkap pola musiman yang lebih detail.

1.4.7 Komponen Liburan (Holidays)

Dalam konteks *time series*, liburan merujuk pada hari-hari atau periode tertentu di mana peristiwa eksternal seperti liburan nasional atau festival besar mempengaruhi pasar saham. Liburan ini sering menyebabkan perubahan tiba-tiba pada pola pergerakan harga saham karena banyak investor dan *trader* yang libur atau melakukan aktivitas perdagangan dengan cara yang berbeda pada hari-hari tersebut. Model *Prophet* memiliki kemampuan untuk menyesuaikan dengan perubahan pola ini dengan memungkinkan penyesuaian khusus untuk liburan atau kejadian eksternal yang mempengaruhi data (Liu et al., 2023).

$$h(t) = \sum_{i=1}^L \kappa_i 1(t \in D_i) \quad (5)$$

Pada model *Prophet*, tidak hanya hari libur yang langsung mempengaruhi data deret waktu, tetapi juga periode waktu sekitar liburan tersebut. Untuk itu, *Prophet* memperkenalkan konsep jendela waktu W_i yang mencakup beberapa hari sebelum dan setelah liburan D_i , sehingga model dapat menangkap dampak perubahan perilaku yang lebih luas yang mungkin terjadi di sekitar liburan.

Secara matematis, jendela waktu W_i ini diwakili oleh fungsi indikator $1(t \in W_i)$ yang memiliki nilai 1 jika waktu t termasuk dalam jendela waktu tersebut dan nilai 0 jika tidak. Fungsi indikator ini berfungsi untuk menentukan apakah waktu t jatuh dalam periode yang dipengaruhi oleh liburan baik sebelum maupun sesudah hari libur tersebut. Umumnya W_i ditetapkan sekitar 2 hingga 7 hari sebelum dan sesudah hari libur. Secara matematis, pengaruh liburan yang diperluas ini dapat dihitung dengan rumus:

$$h(t) = \sum_{i=1}^L \kappa_i (1(t \in D_i) + 1(t \in W_i)) \quad (6)$$

Adapun κ_i adalah dampak liburan yang terjadi, sehingga $\sum_{i=1}^L \kappa_i$ adalah penjumlahan dari dampak masing-masing liburan yang terjadi pada deret waktu. Dalam hal ini, L adalah jumlah total liburan yang memengaruhi data. Setiap liburan i memiliki parameter yang menggambarkan seberapa besar dampaknya terhadap data pada tanggal tersebut.

1.4.8 Evaluasi Model

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) adalah salah satu metrik yang sering digunakan untuk mengevaluasi akurasi model peramalan dalam memprediksi data time series. MAPE mengukur rata-rata persentase kesalahan antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual, dengan cara menghitung selisih absolut antara prediksi dan nilai aktual, kemudian membaginya dengan nilai aktual. Hasil dari perhitungan ini kemudian diambil rata-ratanya untuk mendapatkan nilai MAPE yang menggambarkan seberapa besar kesalahan rata-rata yang terjadi dalam peramalan (Makridakis et al., 1998).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (7)$$

Dengan y_i adalah nilai aktual dan $\hat{y}_i$ adalah prediksi yang dihasilkan oleh model peramalan, serta n adalah jumlah prediksi. Adapun pedoman interpretasi MAPE yang sering dipakai sebagai berikut.

Tabel 1. Kategori MAPE

MAPE (X)	Kategori Peramalan
$X < 10\%$	Sangat Baik
$10\% \leq X < 20\%$	Baik
$20\% \leq X < 50\%$	Cukup
$X \geq 50\%$	Buruk

Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam peramalan harga saham, karena kesalahan peramalan berada pada tingkat yang lebih rendah. Sebaliknya, nilai MAPE yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang lebih rendah. MAPE merupakan salah satu metrik yang umum digunakan dalam peramalan karena kemudahannya dalam interpretasi dan penyajiannya dalam bentuk persentase (Hyndman & Koehler, 2006).

Dalam penelitian ini, MAPE digunakan untuk mengevaluasi akurasi model *Prophet* dalam meramalkan harga saham *blue chip*. Dengan menggunakan MAPE, dapat diketahui seberapa baik algoritma *Prophet* dalam memprediksi harga saham yang sebenarnya, serta memberikan gambaran mengenai kualitas peramalan yang dihasilkan oleh model. MAPE juga sering digunakan dalam perbandingan antara berbagai model peramalan untuk menentukan model yang paling akurat.

BAB II

METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pendekatan

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimental untuk menganalisis dan meramalkan harga saham *blue chip* menggunakan algoritma *Prophet*. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada analisis data numerik, yaitu harga saham historis, dan bertujuan untuk menguji kemampuan algoritma *Prophet* dalam memprediksi pergerakan harga saham di masa depan. Pendekatan kuantitatif memungkinkan peneliti untuk mengukur dan menganalisis hubungan antara variabel-variabel dalam konteks yang terstruktur dan terukur (Creswell, 2014). Melalui pendekatan ini, data yang dikumpulkan akan dianalisis secara statistik untuk menghasilkan prediksi yang valid dan reliabel, serta memberikan dasar yang kuat untuk pengambilan keputusan investasi.

2.2 Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini adalah penelitian eksperimental, di mana peneliti akan menerapkan algoritma *Prophet* pada data saham *blue chip* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Penelitian eksperimental memberikan kesempatan untuk mengontrol variabel-variabel tertentu dan mengukur dampak yang ditimbulkan oleh variabel bebas, yaitu penggunaan algoritma *Prophet* dalam peramalan harga saham (Muijs, 2010). Fokus utama penelitian ini adalah untuk mengukur akurasi prediksi harga saham yang dihasilkan oleh algoritma *Prophet*, dengan tujuan untuk menguji seberapa efektif algoritma ini dalam meramalkan harga saham yang stabil dan dengan pola musiman yang dapat diandalkan.

2.3 Objek Penelitian

Objek penelitian ini meliputi empat saham *blue chip* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI), yaitu:

1. PT Bank Central Asia Tbk (BBCA)
2. PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI)
3. PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP)
4. PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR)

Pemilihan keempat saham tersebut didasarkan pada beberapa pertimbangan fundamental yang memperkuat relevansi penelitian ini. Saham-saham dari PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) dan PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI) dipilih karena mewakili sektor perbankan, yang memiliki kontribusi besar terhadap stabilitas sistem keuangan nasional serta menunjukkan kinerja pasar yang konsisten dalam jangka panjang.

Sementara itu, PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP) dan PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR) dipilih sebagai representasi dari sektor barang

konsumsi, yang dikenal relatif tahan terhadap fluktuasi ekonomi makro dan memiliki permintaan pasar yang stabil. Selain itu, keempat perusahaan tersebut memiliki rekam jejak kinerja keuangan yang konsisten, dengan kemampuan menghasilkan laba dan membayar dividen secara teratur, yang menjadikannya pilihan utama bagi investor jangka panjang yang mengutamakan kestabilan portofolio (Hasnah, 2019). Lebih lanjut, saham-saham tersebut juga merepresentasikan sektor-sektor strategis dalam perekonomian Indonesia, yaitu perbankan, barang dan jasa, yang pergerakan harga sahamnya sangat dipengaruhi oleh kondisi ekonomi makro nasional. Dengan demikian, pemilihan sampel ini dianggap mampu memberikan gambaran yang representatif terhadap dinamika pasar saham Indonesia secara keseluruhan.

2.4 Periode Penelitian

Periode penelitian ini ditetapkan antara tahun 2015 hingga 2024, yang mencakup satu dekade terakhir dengan berbagai dinamika ekonomi yang signifikan di tingkat nasional maupun global. Rentang waktu tersebut dipilih karena pada periode ini terjadi sejumlah peristiwa penting yang memengaruhi pergerakan pasar saham, termasuk dampak pandemi COVID-19 yang mengguncang stabilitas ekonomi dunia serta menimbulkan volatilitas tinggi pada harga saham.

Selain itu, perubahan kebijakan moneter dan fiskal yang diterapkan oleh pemerintah Indonesia selama periode tersebut turut memengaruhi arah pergerakan pasar, khususnya melalui penyesuaian suku bunga dan stimulus ekonomi. Tidak hanya itu, munculnya berbagai regulasi baru di sektor perbankan dan telekomunikasi juga memberikan pengaruh terhadap kinerja dan persepsi pasar terhadap saham-saham dalam sektor tersebut. Dengan mempertimbangkan faktor-faktor tersebut, periode 2015–2024 dipandang ideal untuk menguji ketahanan serta kemampuan algoritma *Prophet* dalam memprediksi harga saham di tengah kondisi pasar yang dinamis, fluktuatif, dan penuh ketidakpastian.

2.5 Alat dan Perangkat Penelitian

Dalam implementasi peramalan ini, penelitian ini menggunakan RStudio sebagai perangkat lunak statistik untuk analisis data. RStudio adalah alat yang banyak digunakan dalam penelitian kuantitatif dan pemrograman statistik, memberikan kemudahan bagi peneliti untuk melakukan analisis data yang kompleks dan besar. RStudio memiliki ekosistem yang kuat, dengan berbagai paket statistik dan pemodelan yang mendukung kebutuhan penelitian data finansial (RStudio Team, 2020). Untuk mendukung proses pengambilan dan manipulasi data harga saham, penelitian ini menggunakan library *tidyquant* dalam RStudio. *tidyquant* memungkinkan pengguna untuk dengan mudah mengakses data keuangan, termasuk harga saham, melalui API yang terintegrasi dengan berbagai sumber data keuangan seperti Yahoo Finance dan Quandl (Daniels, 2018). Selain itu, *tidyquant* juga memfasilitasi manipulasi data finansial dalam format yang lebih

terstruktur, yang sangat membantu dalam implementasi model *Prophet* untuk peramalan harga saham (Wickham et al., 2019).

2.6 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini menggambarkan alur kerja yang dilakukan peneliti mulai dari pengumpulan data hingga tahap peramalan dan interpretasi hasil. Proses penelitian dilakukan secara sistematis agar hasil yang diperoleh valid dan dapat dipertanggungjawabkan. Berikut tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:

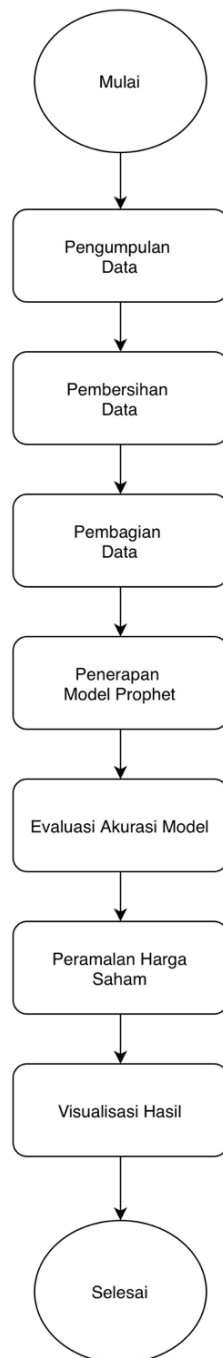
1. **Pengumpulan Data**
Data yang digunakan berupa harga penutupan harian (closing price) dari empat saham blue chip, yaitu BBKA.JK, BBRI.JK, ICBP.JK, dan UNVR.JK yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Data diperoleh dari sumber terbuka Yahoo Finance melalui library tidyquant di RStudio dengan periode pengamatan 1 Januari 2015 hingga 31 Desember 2024.
2. **Pra-Pemrosesan Data**
Data yang telah diperoleh dibersihkan dari nilai kosong (missing value) dan diurutkan berdasarkan tanggal transaksi. Format data disesuaikan dengan kebutuhan input model Prophet yang terdiri atas dua kolom, yaitu: ds : kolom tanggal observasi, dan y : harga penutupan saham. Setelah data bersih, dilakukan pembagian data menjadi dua bagian, yaitu: Data latih (training) sebesar 80% dari total observasi, yang digunakan untuk membangun model Prophet. Data uji (testing) sebesar 20% sisanya, yang digunakan untuk mengukur kinerja dan akurasi model.
3. **Eksplorasi dan Visualisasi Data**
Data historis tiap saham divisualisasikan dalam bentuk grafik deret waktu untuk melihat pola umum pergerakan harga, tren jangka panjang, serta tingkat volatilitas. Tahap ini membantu peneliti memahami karakteristik tiap saham sebelum pemodelan dilakukan.
4. **Penerapan Model Prophet (Fitting Model)**
Model Prophet diterapkan pada data latih masing-masing saham untuk mengenali pola tren dan musiman yang terdapat pada data historis. Parameter default Prophet digunakan dengan komponen tren, musiman tahunan, dan musiman mingguan. Hasil fitting menunjukkan sejauh mana model mampu menyesuaikan pola data aktual.
5. **Visualisasi Komponen Tren dan Musiman**
Prophet menghasilkan dekomposisi komponen yang terdiri atas tren, musiman mingguan, musiman tahunan, dan efek hari libur. Visualisasi komponen ini membantu memahami faktor utama pembentuk pola harga saham dan perilaku musiman yang berulang.
6. **Peramalan dan Interpretasi Hasil**
Model yang telah terlatih digunakan untuk memprediksi harga saham selama satu tahun ke depan. Hasil peramalan ditampilkan dalam grafik yang

menampilkan data aktual, garis prediksi Prophet, dan area ketidakpastian (confidence interval). Interpretasi hasil dilakukan untuk mengetahui arah tren harga saham, tingkat akurasi prediksi, serta perbandingan performa antar saham.

7. Evaluasi Akurasi Model

Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji. Pengukuran dilakukan dengan metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengetahui rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. Nilai MAPE digunakan untuk menentukan tingkat akurasi model pada masing-masing saham.

2.7 Alur Kerja



Gambar 1. Alur Kerja