Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)
MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science
Journal Homepage: https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom
Vol. 5 Iss. 2 April 2025, pp: 484-495
ISSN(P): 2797-2313 | ISSN(E): 2775-8575

Telkom Stock Price Prediction Using Prophet: Analysis of the Effect of Public Sentiment on the Presence of Starlink

Prediksi Harga Saham Telkom Menggunakan *Prophet*: Analisis Pengaruh Sentimen Publik Terhadap Kehadiran *Starlink*

Hendra Taofiqurrohman[1*], Wufron[2], Fikri Fahru Roji[3]

[1,3]Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi, Universitas Garut, Jawa Barat, Indonesia
[2]Program Studi Manajemen, Fakultas Ekonomi, Universitas Garut, Jawa Barat, Indonesia

E-Mail: [1]hendrataofiqurrohman@gmail.com, [2]wufron@uniga.ac.id, [3]fikri@uniga.ac.id

Received Nov 29th 2024; Revised Jan 4th 2025; Accepted Jan 11th 2025; Available Online Mar 12th 2025, Published Mar 12th 2025
Corresponding Author: Hendra Taofiqurrohman
Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Stock price fluctuations pose a significant challenge for investors and companies as they are influenced by various factors, including public sentiment on social media. Most of the traditional prediction models rely solely on historical data and thus are less able to capture external dynamics that affect stock prices. This study aims to predict the share price of PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) by integrating public sentiment related to the presence of Starlink as an external variable at the Prophet model. Sentiment data is obtained from Twitter with the Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner VADER algorithm, while stock price data is taken from Yahoo Finance for the period May to October 2024. The results showed that the integration of public sentiment improved prediction accuracy, with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 2.927%, Mean Squared Error (MSE) of 12102.43, and Root Mean Square Error (RMSE) of 110.01. Positive sentiment, such as on October 27, 2024 with a compound score of 0.5106, resulted in a prediction of 3030.75 compared to the actual price of 2910.0. Conversely, negative sentiment on September 20, 2024 with a compound score of -0.3613 lowered the prediction to 3137.48 compared to the actual price of 3150.0. This research highlights the impact of public opinion on stock prices and recommends expanding data sources, integrating external variables, and employing deep learning methods for more accurate future predictions.

Keywords: Prophet, Sentiment Analysis, Stock Price, Starlink, Telkom

Abstrak

Fluktuasi harga saham menjadi tantangan signifikan bagi investor dan perusahaan karena dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk sentimen publik di media sosial. Sebagian besar model prediksi tradisional hanya mengandalkan data historis sehingga kurang mampu menangkap dinamika eksternal yang memengaruhi harga saham. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM) dengan mengintegrasikan sentimen publik terkait kehadiran *Starlink* sebagai variabel eksternal pada model *Prophet*. Data sentimen diperoleh dari Twitter dengan algoritma *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER), sementara data harga saham diambil dari *Yahoo Finance* untuk periode Mei hingga Oktober 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik meningkatkan akurasi prediksi, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,927%, *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 12102.43, dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 110.01. Sentimen positif, seperti pada 27 Oktober 2024 dengan *compound score* 0.5106, menghasilkan prediksi sebesar 3030.75 dibandingkan harga aktual 2910.0. Sebaliknya, sentimen negatif pada 20 September 2024 dengan *compound score* sebesar -0.3613 menurunkan prediksi menjadi 3137.48 dibandingkan harga aktual 3150.0. Penelitian ini memberikan wawasan tambahan tentang dampak opini publik terhadap harga saham dan merekomendasikan perluasan sumber data, integrasi variabel eksternal yang lain, serta penggunaan metode *deep learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi di masa depan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Harga Saham, *Prophet*, *Starlink*, Telkom

1. PENDAHULUAN

Investasi saham kini semakin diminati oleh masyarakat, terutama generasi muda, karena akses yang semakin mudah melalui *platform* digital dan ketersediaan informasi yang luas [1], [2]. Salah satu saham yang

menarik perhatian di Indonesia adalah PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM), yang termasuk dalam kategori *blue chip* dengan kapitalisasi pasar besar dan prospek keuntungan jangka panjang [3], [4]. Saham Telkom terpengaruh oleh berbagai faktor eksternal, termasuk kondisi ekonomi, inflasi, serta dinamika politik [5], [6]. Pandemi *COVID-19* mempengaruhi kinerja saham Telkom, dengan meningkatnya permintaan layanan telekomunikasi akibat kebutuhan bekerja dan belajar dari rumah [7], [8]. Indikator-indikator keuangan seperti *Return on Assets* (ROA) dan *Debt to Equity Ratio* (DER) menjadi faktor penting dalam mengukur performa saham selama masa pandemi [7], [8]. Selain itu, tantangan baru muncul dengan kehadiran *Starlink* pada Mei 2024, yang menawarkan layanan internet satelit dan berpotensi mengurangi pangsa pasar Telkom, khususnya di wilayah terpencil [9], [10].

Persepsi publik terhadap teknologi baru seperti *Starlink* dapat mempengaruhi adopsi teknologi tersebut melalui sentimen yang diungkapkan di media sosial, seperti *platform* X [11]. Algoritma *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER) digunakan untuk menganalisis sentimen publik dari media sosial, seperti Twitter, yang mampu mengklasifikasikan opini masyarakat terkait *Starlink* dan menggambarkan pandangan publik terhadap penerapan teknologi ini [11]. VADER telah terbukti efektif dalam menganalisis teks singkat dan informal di media sosial, seperti dalam penelitian terhadap citra merek *Starbucks* [12]. Pendekatan ini memungkinkan perusahaan untuk lebih memahami persepsi publik terhadap inovasi teknologi dan produk baru, serta dapat digunakan untuk menyusun strategi komunikasi yang lebih efektif dalam merespons opini masyarakat di media sosial [12].

Volatilitas harga saham yang dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal seperti kehadiran *Starlink* meningkatkan urgensi prediksi harga saham Telkom. Prediksi ini menjadi penting dalam membantu investor membuat keputusan yang lebih tepat [3], [13]. Penggunaan data historis saham terbukti efektif dalam mengurangi ketidakpastian pasar [3], [13]. Meskipun metode seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Recurrent Neural Network* (RNN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) sering diterapkan dalam prediksi saham, masing-masing menghadapi kelemahan dalam menangani pola yang kompleks dan jangka panjang [14], [15], [16].

Prediksi pergerakan harga saham Telkom dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *Prophet*, sebuah alat prediksi yang dikembangkan oleh *Facebook* Data *Science* [17]. *Prophet* memiliki keunggulan dalam memodelkan tren non-linear serta pola musiman tahunan, mingguan, dan harian, sekaligus mampu mengakomodasi variabel eksternal, seperti kejadian spesifik yang dapat memengaruhi harga saham [17], [18]. Metode ini dinilai efektif untuk memprediksi harga saham Telkom, terutama dalam menghadapi tantangan eksternal seperti kehadiran *Starlink* [17], [18].

Penelitian ini juga menggabungkan analisis sentimen publik dengan algoritma VADER sebagai variabel eksternal dalam model *Prophet*. Sentimen positif dan negatif publik terkait *Starlink*, yang dikumpulkan dari Twitter, diintegrasikan ke dalam model prediksi saham Telkom [19], [20]. Kombinasi antara *Prophet* dan analisis sentimen diharapkan dapat meningkatkan akurasi prediksi harga saham dengan mempertimbangkan aspek sosial yang mempengaruhi perilaku investor [20]. Beberapa penelitian terkait yang dapat memberikan kontribusi penting pada penelitian ini disajikan pada tabel 1.

Tabel 1. Penelitian Terkait

Penelitian	Algoritma	Objek	MAPE (%)	Sumber Data
[17]	*Prophet*	Saham BCA	5,37	*finance.yahoo.com*
[21]	*Prophet*	Saham Gabung BEI	4,69	*finance.yahoo.com*
[22]	*Prophet*	Harga Pangan	84,243	*silinda.jabarprov.go.id*
[23]	*Prophet* & ARIMA	Saham Myanmar	2,9 & 7,1	*ysx-mm.com*
[24]	*Prophet*	Penjualan Supermarket	8,3	*kaggle.com*
[25]	*Prophet*	Perilaku Konsumen	<25 4,69	*Department Store*
Sekarang	*Prophet* & Analisis Sentimen	Saham Telkom		*finance.yahoo.com* & *Twitter*

Tabel 1 menunjukkan bahwa *Prophet* telah digunakan untuk memprediksi berbagai jenis data, termasuk harga saham dan penjualan ritel. Namun, penelitian yang menggabungkan analisis sentimen publik sebagai variabel eksternal dalam model *Prophet* masih terbatas, terutama dalam konteks saham Telkom dan dampak kehadiran *Starlink*. Sementara itu, berbagai metode *time series* seperti LSTM oleh [1], ARIMA oleh [14] dan *Prophet* oleh [21] telah diterapkan untuk prediksi saham, tetapi sebagian besar berfokus pada data historis. Faktor-faktor sosial dan psikologis, seperti sentimen publik, yang dapat memengaruhi volatilitas saham akibat peristiwa eksternal, sering diabaikan. Integrasi sentimen publik ke dalam model prediksi saham *Prophet* belum banyak dilakukan, khususnya pada kasus Telkom.

Penelitian ini bertujuan mengisi kesenjangan tersebut dengan mengintegrasikan analisis sentimen publik dari Twitter menggunakan algoritma VADER ke dalam model *Prophet*, guna meningkatkan akurasi prediksi dan memperluas pemahaman tentang pengaruh opini publik terhadap harga saham di pasar modal.

2. STUDI LITERATUR

Berbagai metode telah digunakan untuk memprediksi harga saham, mulai dari model statistik seperti ARIMA hingga pendekatan berbasis pembelajaran mesin. ARIMA efektif untuk peramalan pola linear jangka pendek, namun kurang optimal dalam menangani pola non-linear dan jangka panjang [14], [15]. Metode LSTM dan GRU, yang berbasis pembelajaran mesin, menunjukkan kemampuan menangkap pola kompleks dan ketergantungan data jangka panjang [1], [16]. Namun, keduanya memiliki tantangan berupa kebutuhan komputasi tinggi dan data besar untuk mencapai hasil optimal.

Prophet, yang dikembangkan oleh *Facebook*, menawarkan solusi lebih efisien untuk memodelkan tren non-linear, pola musiman mingguan dan tahunan, serta mengakomodasi variabel eksternal seperti hari libur dan peristiwa sosial-ekonomi. Penelitian oleh [17] menunjukkan *Prophet* mampu memprediksi saham *Bank* BCA dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 5,37%, sementara penelitian [23] menunjukkan *Prophet* memiliki tingkat kesalahan lebih rendah dibandingkan ARIMA dalam memprediksi saham Myanmar. *Prophet* juga memiliki keunggulan dalam fleksibilitasnya menangani data yang tidak teratur dan proses pelatihan model yang lebih cepat, menjadikannya alat yang ideal untuk prediksi harga saham.

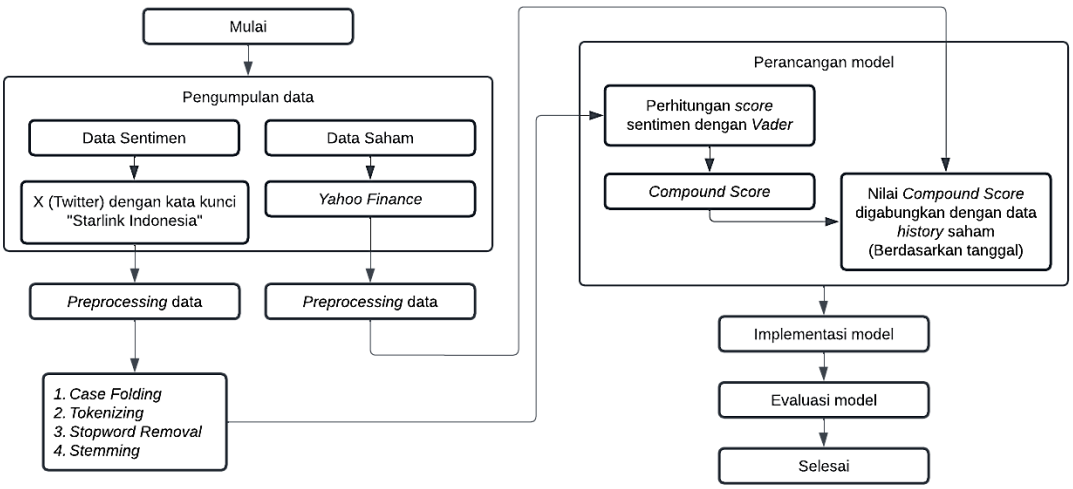
Selain pada prediksi harga saham, *Prophet* juga digunakan dalam berbagai domain lain. Penelitian oleh [24] menunjukkan bahwa *Prophet* memberikan akurasi tinggi dalam memprediksi penjualan *supermarket*, dengan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 65,8 dan MAPE sebesar 8,3%. Penelitian lain oleh [26] membandingkan *Prophet* dengan ARIMA dalam memprediksi kasus *COVID-19*, menunjukkan bahwa *Prophet* lebih akurat dengan presisi 91%. Selanjutnya, penelitian oleh [27] menegaskan relevansi *Prophet* dalam prediksi harga pangan dengan akurasi mencapai 84,243% untuk data non-linear. Penelitian ini menunjukkan fleksibilitas *Prophet* dalam menangani berbagai jenis data dan domain, menjadikannya alat yang unggul untuk analisis deret waktu.

Integrasi sentimen publik ke dalam model prediksi juga telah menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi prediksi. Penelitian oleh [20] menggunakan Bi-LSTM untuk menggabungkan data sentimen publik dengan prediksi harga saham. Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik dapat menurunkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan RMSE secara signifikan dibandingkan dengan model yang tidak menggunakan sentimen publik. Namun, pendekatan ini memiliki kelemahan berupa kebutuhan data yang besar dan waktu pelatihan yang lama. Penelitian [12] menunjukkan bahwa algoritma VADER efektif dalam menganalisis sentimen publik dari media sosial karena kemampuannya menangani teks informal dan singkat. Kombinasi algoritma VADER dengan *Prophet* membuka peluang untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan mempertimbangkan faktor sosial yang memengaruhi pergerakan harga saham.

Berdasarkan studi literatur ini, penelitian sebelumnya menunjukkan keunggulan *Prophet* dan VADER dalam konteks masing-masing. Namun, penelitian yang mengintegrasikan keduanya untuk memprediksi harga saham dengan mempertimbangkan dampak sentimen publik, terutama dalam konteks kehadiran *Starlink*, masih sangat terbatas. Penelitian ini dirancang untuk mengeksplorasi integrasi algoritma VADER ke dalam model *Prophet* guna memahami lebih jauh pengaruh opini publik terhadap volatilitas harga saham Telkom. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan, terutama dalam membantu investor membuat keputusan berdasarkan dinamika pasar dan opini publik di era teknologi digital.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan meliputi pengumpulan data berupa data saham dan sentimen publik, *preprocessing* data, perancangan model, implementasi dan evaluasi [20]. Alur tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua jenis data utama, yaitu data saham TLKM dan data sentimen publik dari Twitter. Data saham diperoleh dari situs *Yahoo Finance* dan mencakup atribut seperti tanggal (*date*), harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), dan harga penutupan (*close*). Periode pengumpulan data adalah dari 1 Mei 2024 hingga 31 Oktober 2024, dengan total 123 data perdagangan aktif. Pemilihan periode ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengamati dampak langsung dan jangka pendek kehadiran *Starlink* terhadap pergerakan harga saham TLKM. Periode ini mencakup momen penting saat *Starlink* mulai beroperasi di Indonesia pada Mei 2024, sehingga memungkinkan analisis terhadap perubahan signifikan pada fluktuasi harga saham.

Data eksternal berupa sentimen publik diperoleh dari Twitter menggunakan metode *web scraping* dengan *Python* dan Twitter (X) API. Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan kata kunci "*Starlink* Indonesia" untuk memastikan relevansi *tweet* dengan topik penelitian. Periode pengumpulan data ini disesuaikan dengan periode data saham, yaitu dari 1 Mei 2024 hingga 31 Oktober 2024. Selama rentang waktu tersebut, terkumpul 1.565 tweet yang mencerminkan persepsi masyarakat terkait kehadiran *Starlink*. Data mentah dari Twitter diproses lebih lanjut dengan pembersihan data, penghapusan duplikasi dan spam, serta konversi teks menjadi nilai sentimen menggunakan algoritma VADER. Sentimen diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, netral, dan negatif, dengan *compound score* digunakan sebagai variabel eksternal dalam model *Prophet*. Variabel ini relevan dalam mendukung analisis pergerakan harga saham TLKM.

3.2 Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan teks mentah dari Twitter (X) agar dapat dianalisis menggunakan algoritma VADER secara optimal. Tahapan ini mencakup beberapa langkah utama, yaitu *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Pada tahap *case folding*, semua huruf dalam teks diubah menjadi huruf kecil dan karakter yang tidak relevan, seperti angka, tanda baca, dan simbol khusus, dihapus. Langkah ini bertujuan untuk memastikan konsistensi teks sebelum analisis lebih lanjut [28]. Selanjutnya, proses *tokenizing* dilakukan untuk memecah teks menjadi unit-unit kata atau *token*, yang menjadi elemen dasar dalam analisis sentiment [28], [29]. Langkah berikutnya adalah *stopword removal*, di mana kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan, seperti kata sambung atau kata depan, dihapus menggunakan pustaka Sastrawi yang menyediakan daftar *stopwords* standar untuk Bahasa Indonesia [28], [30]. Terakhir, proses *stemming* mengubah kata-kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya untuk menyederhanakan analisis dan memastikan konsistensi dalam pengolahan data. Proses ini juga dilakukan dengan bantuan pustaka Sastrawi, yang secara otomatis mengekstrak kata dasar dari bentuk berimbuhan [28], [30]. Dengan tahapan-tahapan ini, data yang dihasilkan menjadi lebih bersih, terstruktur, dan siap digunakan dalam analisis sentimen.

3.3 Perancangan Model

Pada tahap perancangan model, dua komponen utama yang digunakan, yaitu *Prophet* untuk memprediksi harga saham berdasarkan data historis, dan VADER (untuk menganalisis sentimen publik terhadap kehadiran *Starlink*. VADER adalah algoritma berbasis *lexicon* yang digunakan untuk mengkategorikan sentimen berdasarkan tingkat intensitasnya [20]. Metode ini menghasilkan empat jenis nilai sentimen, yaitu positif, negatif, netral, dan *compound score*. *Compound score* merupakan agregasi dari skor positif, negatif, dan netral yang dinormalisasi dalam rentang -1 hingga +1. Jika *compound score* bernilai >= 0.05, sentimen dianggap positif. Apabila nilainya antara > -0.05 dan < 0.05, sentimen diklasifikasikan sebagai netral. Sedangkan jika *compound score* bernilai <= -0.05, sentimen dianggap negatif [20].

Prophet adalah model regresi aditif yang dirancang khusus untuk prakiraan dalam konteks bisnis [17], [25], [31]. Model ini sangat sesuai untuk deret waktu yang memiliki karakteristik tertentu, seperti adanya pola musiman yang kuat, pengamatan yang tidak teratur, serta perubahan tren yang terjadi seiring waktu. Algoritma *Prophet* mengoperasikan tiga komponen penting dalam analisis deret waktu, yaitu tren (*trend*), musiman (*seasonality*), dan hari libur (*holidays*), yang dapat direpresentasikan melalui persamaan 1.

$$y(t) = g(t) + s(t) + \epsilon_t \tag{1}$$

Komponen tren $\mathrm{g(t)}$ merepresentasikan perubahan yang tidak bersifat periodik dalam deret waktu. *Prophet* mengakomodasi dua tipe model tren utama, yaitu model pertumbuhan jenuh (*saturating growth*) dan model linier sepotong-sepotong (*piecewise* linear). Model pertumbuhan jenuh dapat diuraikan melalui persamaan 2.

$$\mathrm{G(t)} = \frac{\mathrm{C}}{1+exp(-k(t-m))} \tag{2}$$

Dengan C yang merepresentasikan kapasitas maksimum (*carrying capacity*), k sebagai laju pertumbuhan (*growth rate*), dan m merupakan parameter penyeimbang (offset).

Sedangkan, model linier sepotong-sepotong dinyatakan melalui persamaan 3.

$$g(t) = \frac{C_t}{1+exp(-(k+a(t)\top\delta)(t-(m+a(t)\top\gamma)))} \quad (3)$$

Pada persamaan tersebut, k merepresentasikan laju pertumbuhan, δ mengacu pada penyesuaian (*adjustments*), dan m berfungsi sebagai parameter penyeimbang.

Komponen musiman ($s(t)$) mencerminkan perubahan berkala dalam deret waktu, misalnya pola musiman mingguan atau tahunan. *Prophet* membangun model musiman ini dengan memanfaatkan deret Fourier, yang dapat dijelaskan dengan persamaan 4.

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} \left(a_n cos\ \left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right)\right) \quad (4)$$

Di mana *P* adalah periode deret waktu, dan *N* adalah jumlah harmonik yang digunakan dalam model.

Komponen haru libur ($h(t)$) memperhitungkan pengaruh dari libur nasional atau acara khusus yang berlangsung pada waktu tidak teratur. Pengaruh dari hari libur ini digambarkan melalui persamaan 5.

$$Z(t) = [1(t \in D1), \dots, 1(t \in DL)] \quad (5)$$

Di mana $Z(t)$ adalah matriks regresi untuk hari libur, dengan D_1 hingga D_L mewakili daftar hari libur yang relevan. Parameter tambahan digunakan untuk memperhitungkan dampak hari libur terhadap prediksi harga saham Telkom.

3.4 Implementasi Model

Implementasi algoritma *Prophet* dilakukan menggunakan pustaka *Prophet* di *Python*. Data yang digunakan terdiri atas dua komponen utama, yaitu waktu (ds) dan nilai harga saham (y) [31], serta dilengkapi dengan integrasi variabel eksternal berupa sentimen publik terhadap kehadiran *Starlink*. Pengolahan data sentimen publik dilakukan menggunakan algoritma VADER, yang bertujuan untuk menganalisis sentimen dari data teks. Tahapan algoritma VADER meliputi proses pembersihan teks, yang mencakup penghapusan elemen yang tidak relevan seperti tanda baca, angka, dan emoji, diikuti oleh tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit kata. Setiap kata diberi skor sentimen berdasarkan kamus berbasis aturan yang dimiliki oleh VADER. Skor sentimen tersebut dihitung secara menyeluruh untuk menghasilkan nilai komposit (*compound score*), yang kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen menjadi tiga kategori yaitu positif, netral, atau negatif. Hasil klasifikasi sentimen ini kemudian dikombinasikan dengan data harga saham Telkom untuk menghasilkan data yang lebih informatif bagi proses prediksi.

Pada tahap berikutnya, data yang telah digabungkan diproses menggunakan algoritma *Prophet*. Tahapan implementasi *Prophet* diawali dengan pembagian data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Model *Prophet* dilatih untuk memprediksi harga saham dengan mempertimbangkan empat komponen utama, yaitu tren, musiman, hari libur, dan variabel eksternal berupa sentimen publik. Komponen tren digunakan untuk menangkap pola perubahan jangka panjang dalam data, sedangkan komponen musiman mendeteksi pola berulang, seperti mingguan dan tahunan. Komponen hari libur memperhitungkan dampak dari hari-hari libur nasional terhadap pergerakan harga saham [31]. Sementara itu, variabel eksternal berupa sentimen publik bertujuan untuk menangkap pengaruh opini masyarakat terhadap fluktuasi harga saham. *Prophet* memodelkan setiap komponen secara terpisah, kemudian menggabungkannya untuk menghasilkan prediksi yang holistik.

Setelah model selesai dilatih, prediksi dilakukan pada data uji. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual menggunakan metrik evaluasi, seperti MAPE. Visualisasi hasil prediksi dilakukan menggunakan pustaka *matplotlib* untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai kesesuaian antara data aktual dan data prediksi [31]. Dengan mengintegrasikan sentimen publik melalui algoritma VADER, model *Prophet* diharapkan mampu memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan mencakup pengaruh opini masyarakat terhadap pergerakan harga saham Telkom secara lebih komprehensif.

3.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik untuk mengukur akurasi dan performa prediksi. MAPE digunakan sebagai metrik utama untuk menghitung kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi dalam bentuk persentase [27]. MAPE memberikan gambaran seberapa besar rata-rata kesalahan relatif terhadap data aktual dalam bentuk persentase, dengan persamaan 6.

$$MAPE\ = \frac{1}{n}\sum_{t-1}^{n} \left| \frac{A_t F_t}{A_t} \right| \quad (6)$$

Dalam persamaan ini A_t merujuk pada nilai aktual pada waktu t, sedangkan F_t adalah adalah nilai prediksi pada waktu t. Selisih antara nilai aktual dan prediksi dihitung, kemudian dibagi dengan nilai aktual, dan akhirnya diubah menjadi nilai absolut [27], [31].

Selain itu, MSE juga digunakan sebagai metrik evaluasi. MSE menghitung rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual, yang dihitung dengan persamaan 7.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t-1}^{n}(A_t - F_t)^2 \quad (7)$$

MSE sensitif terhadap *outlier* karena kesalahan yang lebih besar dikuadratkan, memberikan bobot lebih besar pada kesalahan yang signifikan [32].

Selanjutnya, RMSE yang dihasilkan dari akar kuadrat MSE, digunakan untuk memberikan nilai kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data asli. RMSE dihitung dengan persamaan 8.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t-1}^{n}(\ A_t - F_t)^2} \quad (8)$$

Nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual, menandakan bahwa model tersebut memiliki akurasi yang lebih baik [33], [34].

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data mencakup sentimen publik dari Twitter (X) dan data harga saham TLKM selama periode 1 Mei 2024 hingga 31 Oktober 2024. Proses ini menghasilkan 1.565 *tweet* sentimen publik dan 123 data perdagangan saham, yang ditunjukkan masing-masing dalam tabel 2 dan tabel 3.

Tabel 2. Hasil Pengumpulan Data Sentimen

No	Komentar
1	Apa Saja Perbedaan Internet *Starlink* di Indonesia dengan di AS? https://t.co/iFtzAX4tbG
2	*Starlink* Internet Berbasis Satelit Milik Elon Musk Siap Hadir di Indonesia https://t.co/cwLpibyShd
…	…
1565	Diminta bikin gambar superhero Indonesia menyelematkan pesawat jadi kayak mas-mas *Starlink* lagi cosplay dengan background pesawat lewat. https://t.co/iHCUAXcwkE

Tabel 3. Hasil Pengumpulan Data Saham

No	*Date*	*Open*	*High*	*Low*	*Close*
1	2024-05-02	3170.0	3200.0	3120.0	3120.0
2	202405-03	3180.0	3180.0	3120.0	3160.0
…	…	…	…	…	…
123	2024-10-30	2880.0	2900.0	2850.0	2900.0

Tabel 2 menunjukkan sampel data sentimen publik yang relevan dengan topik penelitian, sementara Tabel 3 merangkum data harga saham TLKM. Data ini akan digunakan untuk analisis lebih lanjut dalam memahami pengaruh sentimen publik terhadap pergerakan harga saham TLKM.

4.2 Preprocessing data

Preprocessing data dilakukan sesuai tahapan yang telah dijelaskan pada Metodologi Penelitian, meliputi *case folding*, *tokenizing*, *filtering stopword*, dan *stemming*. Hasil setiap tahap ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Preprocessing* Data Sentimen

Proses	Hasil
Data Collection	Pro Kontra Kehadiran *Starlink* di Indonesia https://t.co/RoNOqcRpPk
Case Folding	pro kontra kehadiran *Starlink* di indonesia
Tokenizing	['pro', 'kontra', 'kehadiran', '*Starlink*', 'di', 'indonesia']
Filtering Stopword	['pro', 'kontra', 'kehadiran', '*Starlink*', 'indonesia']
Stemming	['pro', 'kontra', 'hadir', '*Starlink*', 'indonesia']

Tabel 4 menunjukkan sampel data hasil dari setiap tahap *preprocessing* yang dilakukan pada data sentimen publik. Data yang telah diproses ini siap digunakan dalam analisis sentimen untuk mendukung model

prediksi harga saham. Dengan data yang telah melalui tahapan *preprocessing*, analisis sentimen menjadi lebih relevan dan terfokus pada pengaruh opini publik terhadap pergerakan harga saham TLKM.

4.3 Perancangan Model

Model *Prophet* dirancang untuk memprediksi harga saham harian TLKM dengan mengintegrasikan sentimen publik sebagai variabel eksternal. Data sentimen publik dihitung menggunakan algoritma VADER yang menghasilkan empat komponen utama, yaitu sentimen positif, negatif, netral, dan *compound score*. Komponen *compound score* dipilih sebagai variabel utama dalam model ini karena merepresentasikan intensitas dan polaritas sentimen secara keseluruhan. Karena setiap hari terdapat banyak *tweet* yang membahas *Starlink*, perlu dilakukan agregasi untuk merangkum informasi sentimen secara harian. Untuk itu, rata-rata *compound score* atau *Mean Compound* dihitung sebagai representasi sentimen publik harian terhadap *Starlink*. Pendekatan ini membantu menyederhanakan analisis sentimen dan mengidentifikasi tren umum dari opini publik setiap hari. Hasil agregasi ini disajikan dalam Tabel 5, yang merangkum jumlah *tweet* dan nilai rata-rata *compound score*.

Tabel 5. Kesimpulan Sentimen

Date	Close	Jumlah Tweet	*Positive*	*Negative*	*Neutral*	*Mean Compound*
2024-05-01	3120.0	8	0.093375	0.000000	0.906625	0.187588
2024-05-02	3120.0	5	0.037400	0.105400	0.857200	-0.236860
…	...	…	…	…	…	…
2024-10-28	2920.0	3	0.113000	0.041667	0.845000	0.289333
2024-10-29	2900.0	2	0.117500	0.000000	0.882500	0.376850

Tabel 5 menunjukkan wawasan tentang variasi sentimen publik terhadap *Starlink* dari waktu ke waktu. Seperti pada 1 Mei 2024, sentimen positif mendominasi dengan rata-rata *compound score* sebesar 0.187588, dari 8 *tweet*, dengan distribusi nilai sentimen positif sebesar 0.093375, negatif sebesar 0, dan netral sebesar 0.906625, sedangkan pada 2 Mei 2024, sentimen negatif mendominasi dengan skor -0.236860, dari 5 *tweet*, distribusi nilai sentimen positif sebesar 0.037400, negatif sebesar 0.105400, dan netral sebesar 0.857200.

Mean Compound dipilih karena kemampuannya menyaring *noise* dari opini ekstrem dan memberikan gambaran umum tentang tren sentimen harian. Pendekatan ini juga mendukung integrasi yang lebih efektif dengan *Prophet* untuk menganalisis pola sentimen publik yang berpengaruh pada tren jangka panjang, pola musiman, serta volatilitas harga saham TLKM. Dengan menggunakan *Mean Compound*, model *Prophet* dapat menangkap hubungan antara opini publik dan pergerakan harga saham secara kolektif, yang mendukung analisis lebih akurat dan relevan.

4.4 Implementasi

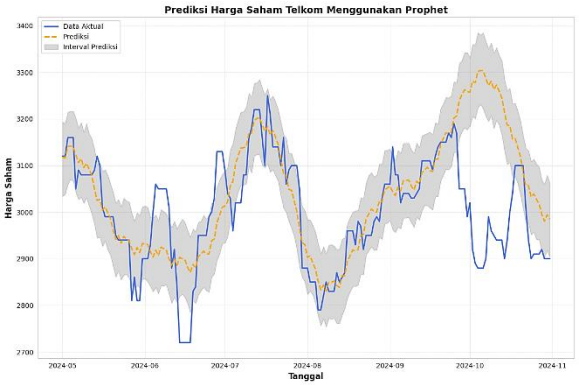
Implementasi model *Prophet* dilakukan dengan mengintegrasikan data harga saham harian TLKM sebagai variabel target (y) dan skor sentimen publik (*compound score*) yang dihitung menggunakan algoritma VADER sebagai variabel eksternal (*regressor*).

Tabel 6. Harga Saham dan Sentimen untuk Model Prophet

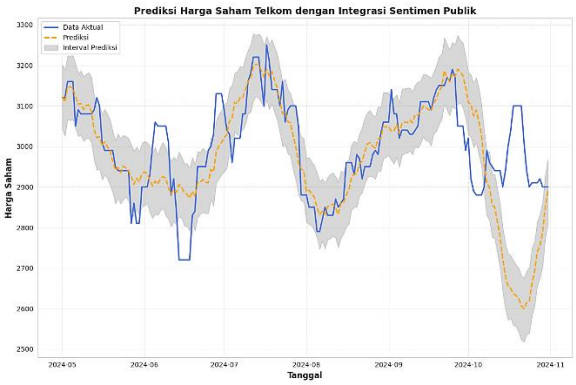
ds	y	*Compound*
2024-05-01	3120.0	0.187588
2024-05-02	3120.0	-0.236860
...	...	…
2024-06-05	3060.0	0.053327
2024-06-06	3050.0	0.099876
...	...	…
2024-07-10	3160.0	-0.204133
2024-07-11	3180.0	0
...	...	…
2024-08-13	2850.0	0.173933
2024-08-14	2860.0	0.238033
...	...	…
2024-09-18	3120.0	-0.271150
2024-09-19	3140.0	0
...	...	…
2024-10-27	2910.0	0.510600
2024-10-28	2920.0	0.289333
2024-10-29	2900.0	0.376850

Tabel 6 menunjukkan sampel data harga saham Telkom dan skor sentimen publik. Kolom ds mencatat tanggal pengamatan, kolom y merepresentasikan harga penutupan saham Telkom, dan kolom *compound*

mencerminkan skor sentimen publik. Skor *compound* ini berkisar antara -1 hingga +1, di mana nilai positif menunjukkan sentimen optimistis, nilai negatif mencerminkan sentimen pesimistis, dan nilai netral menunjukkan keseimbangan opini.

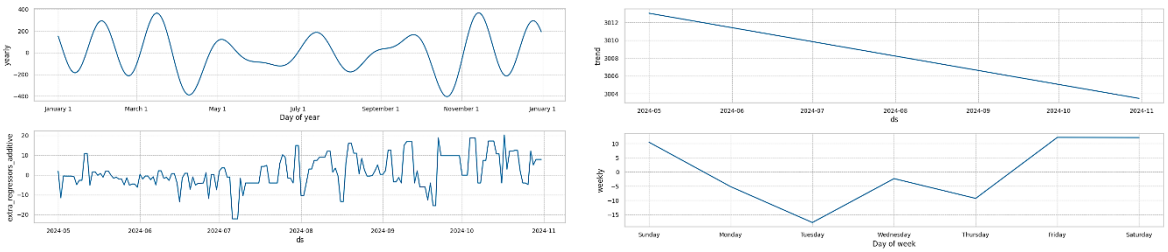


Gambar 2. Grafik prediksi harga saham TLKM



Gambar 3. Grafik prediksi harga saham TLKM dengan sentimen publik

Gambar 2 menunjukkan prediksi harga saham TLKM tanpa integrasi sentimen publik, di mana garis oranye putus-putus cenderung mencerminkan pola tren dan musiman dari data aktual. Namun, terdapat deviasi signifikan, terutama pada periode dengan volatilitas harga tinggi, seperti di awal dan akhir grafik. Lebarnya interval prediksi menunjukkan tingkat ketidakpastian yang lebih besar karena model hanya bergantung pada pola historis tanpa mempertimbangkan dinamika eksternal. Sebaliknya, gambar 3 menunjukkan prediksi setelah integrasi sentimen publik, dengan garis oranye putus-putus lebih mendekati garis biru (data aktual). Interval prediksi juga lebih sempit, mencerminkan peningkatan akurasi dan penurunan ketidakpastian. Integrasi sentimen publik membantu menangkap dinamika eksternal, sehingga prediksi pada periode volatilitas tinggi menjadi lebih akurat. Hal ini menunjukkan kontribusi signifikan dari sentimen publik dalam meningkatkan performa model Prophet untuk memprediksi harga saham TLKM.



Gambar 4. Grafik komponen tren, musiman mingguan, tahunan dan integrasi variabel eksternal

Gambar 4 menunjukkan komponen tren, musiman mingguan, musiman tahunan, dan kontribusi variabel eksternal (sentimen publik) terhadap prediksi harga saham. Komponen tren menunjukkan pola perubahan harga saham dalam jangka panjang. Musiman mingguan dan tahunan menangkap pola berulang berdasarkan waktu. Variabel eksternal menunjukkan dampak sentimen publik pada fluktuasi harga saham. Keunggulan *Prophet* terlihat dari kemampuannya memisahkan dan memodelkan setiap komponen ini secara terpisah, menghasilkan analisis yang lebih mendalam. Implementasi *Prophet* menunjukkan bahwa integrasi variabel eksternal berupa sentimen publik meningkatkan akurasi prediksi dan mempersempit interval prediksi dibandingkan dengan model yang hanya menggunakan data historis. Hal ini membuktikan keunggulan *Prophet* dalam memodelkan tren non-linear, pola musiman, dan variabel eksternal secara holistik, sebagaimana terlihat pada gambar 2, gambar 3 dan gambar 4.

4.5 Evaluasi

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan tiga metrik utama. MAPE, MSE, dan RMSE. Hasil evaluasi ini disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model *Prophet*

Metrik	Nilai Tanpa Sentimen	Nilai Dengan Sentimen
MAPE	0.02933	0.02927
MSE	12184.87970	12102.42989
RMSE	110.38514	110.01104

Evaluasi model *Prophet* menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik memberikan kontribusi positif terhadap akurasi prediksi harga saham TLKM, dengan MAPE sebesar 2,927% setelah integrasi, sedikit lebih baik dibandingkan tanpa integrasi yaitu sebesar 2,933%. Meski nilai MSE sebesar 12102,43 menunjukkan adanya kesalahan kuadrat yang cukup besar, kemungkinan akibat *outlier*, dan RMSE sebesar 110,01 mencerminkan rata-rata kesalahan prediksi dalam kisaran ±110 satuan harga saham, *Prophet* tetap unggul dalam menangkap pola musiman, tren jangka panjang, dan pengaruh eksternal secara realistis.

MAPE dipilih sebagai metrik utama karena intuitif, relevan, dan tidak terpengaruh skala data, sehingga sesuai untuk mengukur kesalahan prediksi dalam konteks data saham yang fluktuatif. Seperti penelitian oleh [17] melaporkan nilai MAPE sebesar 5,37% untuk prediksi saham BCA, sementara penelitian oleh [21] mencatat nilai MAPE 4,69% pada prediksi saham gabungan BEI memperkuat relevansi penggunaan MAPE. Dengan MAPE 2,933% sebelum integrasi sentimen dan 2,927% sesudah integrasi sentimen, penelitian ini menunjukkan peningkatan akurasi model *Prophet* yang lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya. Fokus pada MAPE tidak hanya memperkuat validitas hasil penelitian ini tetapi juga menegaskan efektivitas *Prophet* dalam memprediksi harga saham, meskipun masih terdapat potensi untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut.

4.6 Analisis Hasil Evaluasi

Integrasi sentimen publik ke dalam model *Prophet* memberikan wawasan tambahan dalam memahami hubungan antara ekspektasi pasar dan pergerakan harga saham. Hasil prediksi harga saham Telkom dengan sentiment publik ini disajikan dalam Tabel 8.

Tabel 8. Hasil prediksi harga saham TLKM dengan sentimen publik

ds	y	*yhat*	*yhat lower*	*yhat upper*	*Compound*
2024-05-01	3120.0	3122.802467	3041.452490	3197.890242	0.187588
2024-05-02	3120.0	3109.620376	3030.445128	3192.345853	-0.236860
...	...	…	…	…	…
2024-06-05	3060.0	2914.256750	2827.515229	2992.335446	0.053327
2024-06-06	3050.0	2906.573593	2821.401245	2984.735692	0.099876
...	...	…	…	…	…
2024-07-10	3160.0	3159.393927	3083.089909	3242.475974	-0.204133
2024-07-11	3180.0	3168.547750	3090.020381	3250.552534	0
...	...	...	…	…	…
2024-08-13	2850.0	2832.683276	2752.347047	2911.469461	0.173933
2024-08-14	2860.0	2859.516889	2780.190950	2938.006932	0.238033
...	...	...	…	…	…
2024-09-18	3120.0	3106.461223	3028.297991	3183.551581	-0.271150
2024-09-19	3140.0	3117.956933	3033.094850	3191.081711	0
2024-09-20	3150.0	3137.479433	3066.131021	3223.276989	-0.361300
…	...	...	…	…	…
2024-10-27	2910.0	2739.391130	2656.649709	2821.087774	0.510600
2024-10-28	2920.0	2755.067822	2672.630551	2827.539081	0.289333
2024-10-29	2900.0	2787.660744	2705.686571	2870.448276	0.376850

Tabel 8 menunjukkan sampel data hasil prediksi harga saham TLKM menggunakan model *Prophet*. Kolom y merupakan harga saham aktual, sedangkan *yhat* adalah hasil prediksi. Kolom *yhat lower* dan *yhat upper* merepresentasikan batas bawah dan atas interval prediksi. Skor *compound* rata-rata (*Mean Compound*) memberikan konteks sentimen publik yang memengaruhi hasil prediksi. Pada Mei 2024, sentimen positif seperti yang terjadi pada 1 Mei 2024 dengan *compound score* sebesar 0.1876 menghasilkan prediksi harga sebesar 3122.80, mendekati nilai aktual sebesar 3120.0. Namun, pada 2 Mei 2024, sentimen negatif dengan *compound score* sebesar -0.2368 menurunkan akurasi prediksi menjadi 3109.62 dibandingkan nilai aktual 3120.0. Prediksi bulan ini menunjukkan bahwa sentimen negatif cenderung memberikan prediksi yang lebih rendah daripada harga aktual.

Pada Juni 2024, sentimen publik lebih stabil dengan dominasi sentimen netral hingga positif, seperti pada 6 Juni 2024 dengan *compound score* 0.0999 menghasilkan prediksi 2906.57, lebih rendah dari harga aktual 3050.0. Pada Juli 2024, transisi sentimen ke negatif, seperti pada 10 Juli 2024 dengan *compound score* -0.2041, menghasilkan prediksi mendekati harga aktual sebesar 3160.0. Pada Agustus 2024 menunjukkan kontribusi positif dari sentimen optimis, seperti pada 14 Agustus 2024 dengan *compound score* 0.2380 yang menghasilkan prediksi 2859.52, sangat dekat dengan harga aktual 2860.0. Namun, pada September 2024, dominasi sentimen negatif berdampak signifikan, seperti pada 18 September 2024 dengan *compound score* -0.2711 menghasilkan prediksi 3106.46, lebih rendah dari harga aktual 3120.0, serta pada 20 September 2024 dengan *compound score* -0.3613 menghasilkan prediksi 3137.48 dibandingkan harga aktual 3150.0. Pada Oktober 2024, sentimen positif, seperti pada 27 Oktober 2024 dengan *compound score* 0.5106, menghasilkan prediksi 3030.75, lebih tinggi dari harga aktual 2910.0.

Secara keseluruhan, sentimen negatif meningkatkan volatilitas prediksi dengan deviasi lebih besar dari nilai aktual, sedangkan sentimen positif menjaga stabilitas prediksi dengan deviasi yang lebih kecil. Sentimen netral memiliki pengaruh minimal, mencerminkan kondisi pasar yang stabil. Integrasi sentimen publik ke dalam model *Prophet* memberikan nilai tambah dalam memahami hubungan antara ekspektasi pasar dan pergerakan harga saham.

4.7 Diskusi

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik ke dalam model *Prophet* memberikan wawasan tambahan dalam memahami dinamika pasar saham, meskipun pengaruhnya tidak selalu linier. Sentimen positif, seperti pada 27 Oktober 2024 dengan *compound score* sebesar 0.5106, menghasilkan prediksi sebesar 3030.75, lebih tinggi dari nilai aktual 2910.0. Sebaliknya, sentimen negatif pada 20 September 2024 dengan *compound score* sebesar -0.3613 menurunkan prediksi menjadi 3137.48 dibandingkan harga aktual 3150.0.

Stabilitas prediksi pada bulan Agustus 2024, yang didominasi oleh sentimen positif, menunjukkan kemampuan model *Prophet* dalam menangkap pola musiman dan tren pasar yang cenderung stabil. Namun, volatilitas prediksi pada bulan September 2024, dengan dominasi sentimen negatif, mengindikasikan bahwa fluktuasi sentimen publik memiliki dampak signifikan pada akurasi prediksi. Hal ini menegaskan bahwa sentimen publik bukan satu-satunya faktor yang memengaruhi harga saham, sehingga diperlukan integrasi variabel yang lain, seperti kondisi ekonomi global, laporan keuangan perusahaan, atau sentimen pasar lainnya untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Keunggulan *Prophet* terlihat dari kemampuannya dalam menangkap pola tren jangka panjang dan musiman dengan tetap mengakomodasi variabel eksternal seperti sentimen publik. Meskipun demikian, evaluasi menunjukkan bahwa kontribusi sentimen publik terhadap peningkatan akurasi model relatif kecil. Perbaikan pada nilai MAPE dari 2.933% menjadi 2.927% menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik membantu mengurangi ketidakpastian prediksi, seperti yang terlihat pada penyempitan interval prediksi pada gambar 3 dibandingkan dengan gambar 2.

Selain itu, kepekaan model terhadap *outlier*, seperti data pada Oktober 2024, menekankan pentingnya deteksi outlier dan normalisasi data dalam proses *preprocessing* untuk meningkatkan akurasi prediksi. Keterbatasan data yang hanya bersumber dari Twitter juga berpotensi memengaruhi representasi sentimen publik secara keseluruhan. Perluasan sumber data ke platform lain, seperti artikel berita atau ulasan di media sosial lainnya, dapat membantu meningkatkan representasi opini publik dan akurasi prediksi.

Hasil penelitian ini menegaskan bahwa integrasi sentimen publik memberikan kontribusi signifikan dalam memprediksi harga saham, terutama dalam menangkap dinamika opini publik yang memengaruhi pasar. Namun, penelitian ini juga membuka peluang pengembangan model lebih lanjut, seperti penggunaan metode *deep learning* seperti, LSTM atau Transformer, integrasi data makroekonomi, serta penggunaan data sentimen publik secara real-time untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih responsif.

5 KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi sentimen publik ke dalam model *Prophet* dapat meningkatkan akurasi prediksi harga saham TLKM. Dengan nilai MAPE sebesar 0.02927 atau 2.927%, MSE sebesar 12102.43, dan RMSE sebesar 110.01, model *Prophet* berhasil menangkap hubungan antara sentimen publik dan fluktuasi harga saham. Sentimen positif, seperti pada 27 Oktober 2024 dengan *compound score* 0.5106, menghasilkan prediksi sebesar 3030.75, lebih tinggi dari nilai aktual sebesar 2910.0. Sebaliknya, sentimen negatif pada 20 September 2024 dengan *compound score* sebesar -0.3613 menurunkan prediksi menjadi 3137.48 dibandingkan harga aktual 3150.0. Sentimen netral memiliki pengaruh minimal, mencerminkan kestabilan pasar. Secara praktis, model ini memberikan manfaat bagi investor sebagai alat bantu untuk mengantisipasi dampak fluktuasi sentimen pasar terhadap harga saham, serta bagi perusahaan untuk memahami persepsi publik dan menyesuaikan strategi komunikasi guna meningkatkan kepercayaan pasar. Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, seperti sumber data sentimen yang hanya berasal dari Twitter (X), periode analisis yang terbatas pada enam bulan yaitu Mei hingga Oktober 2024, dan tidak mempertimbangkan variabel eksternal lain seperti kondisi ekonomi global. Hal ini menunjukkan peluang untuk pengembangan lebih lanjut. Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas sumber data sentimen ke platform lain, memperpanjang periode analisis untuk menangkap pola jangka panjang, serta mengintegrasikan metode *deep learning* seperti LSTM atau *Transformer* guna meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan wawasan yang lebih komprehensif terhadap dinamika pasar saham.

REFERENSI

[1] E. S. Nugraha, Z. Alika, and D. Amir Hamzah, “Forecasting the Stock Price of PT Astra International Using the LSTM Method,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 8, no. 3, pp. 431–437, Jun. 2024.

[2] R. S. Santoso, F. Kartika, and S. Dewi, “Konfigurasi Model Prophet Untuk Prediksi Harga Saham

Sektor Teknologi di Indonesia Yang Akurat," Apr. 2024.
[3] R. Febrianti, W. Putri, D. Pembimbing, B. Sutijo, S. Ulama, and M. Si, "Peramalan Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia (Persero) Menggunakan Metode Arima Box-Jenkin," May 2019.
[4] S. Annisa, "Pengaruh Inflasi Dan Net Profit Margin (NPM) Terhadap Return Saham Pada Perusahaan Yang Terdaftar Di IDX Mes BUMN 17 (Studi Kasus PT Telkom Indonesia Persero Tbk)," 2024.
[5] D. Rahmadini, "Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," May 2023.
[6] A. Faisal, "Prediksi Saham Telkom Dengan Metode ARIMA," Nov. 2021.
[7] Salsabillah and Sutiman, "Pengaruh Return On Assets Dan Debit To Equity Ratio Terhadap Harga Saham Pada PT. Telkom Indonesia Tbk Periode 2013-2022," *Neraca Manajemen, Ekon.*, vol. 7, Aug. 2024.
[8] I. Alima, I. Purnamasari, and S. Syaripuddin, "Prediksi Harga Saham PT.Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies," *J. Stat. dan Komputasi*, vol. 3, no. 1, pp. 42–50, Jun. 2024.
[9] S. Imam, "*Starlink* Elon Musk Akan Masuk ke Pasar Indonesia, Tantangan Buat Telkom," 04-May-2024. [Online]. Available: https://cobisnis.com/*Starlink*-elon-musk-akan-masuk-ke-pasar-indonesia-tantangan-buat-telkom/. [Accessed: 11-Sep-2024].
[10] Y. Shaengchart and T. Kraiwanit, "*Starlink* satellite project impact on the Internet provider service in emerging economies," *Res. Glob.*, vol. 6, Jun. 2023.
[11] M. Khalil Gibran *et al.*, "Sentiment Analysis of Platform X Users on *Starlink* Using Naive Bayes," *J. Komput. Sentim. Anal. Platf. X Users Starlink Using Naive Bayes*, 2024.
[12] L. N. Safitri, R. Nurhasan, and F. F. Roji, "Analisis Sentimen Terhadap Citra Merek Starbucks Pada Media Sosial Twitter," *J. E-Bis*, vol. 8, no. 1, pp. 193–202, May 2024.
[13] D. Rahmadani, "Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," UIN Sunan Ampel Surabaya, 2023.
[14] M. Zidan Rusminto, S. Adi Wibowo, and F. Santi Wahyuni, "Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Time Series," Apr. 2024.
[15] A. Hadiansyah, "Peramalan Penjualan Cat Pada PT. HIJ Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average," 2020.
[16] A. Malak, "RNN & LSTM & BI-LSTM & GRU," 28-Feb-2023. [Online]. Available: https://medium.com/@antoniosmalak14/rnn-lstm-bi-lstm-gru-eb5869660691. [Accessed: 19-Sep-2024].
[17] B. Jange, P. Studi, K. Akuntansi, and D. Riau, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Prophet," Sep. 2021.
[18] F. Taha, "Analisis Kinerja Long Short-Term Memory, Peephole Connection LSTM dan Facebook's Prophet dalam Memprediksi Pergerakan Harga Saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk," Jun. 2021.
[19] N. Afrianto, "Prediksi Saham dengan Bidirectional LSTM dan Analisis Sentimen," Jan. 2022.
[20] N. Afrianto, D. H. Fudholi, and S. Rani, "Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 41–46, Feb. 2022.
[21] B. J. Stmik and D. Riau, "Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Prophet," Feb. 2022.
[22] M. A. Muzakki *et al.*, "Analisis Algoritma Prophet untuk Memprediksi Harga Pangandi Kota Bandung," *Pros. 12th Ind. Res. Work. Natl. Semin. Bandung*, pp. 4–5, Aug. 2021.
[23] W. N. Chan, "Time Series Data Mining: Comparative Study of ARIMA and Prophet Methods for Forecasting Closing Prices of Myanmar Stock Exchange," 2020.
[24] B. Kumar Jha and S. Pande, "Time Series Forecasting Model for Supermarket Sales using FB-Prophet," in *Proceedings - 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2021*, 2021, pp. 547–554.
[25] L. Liço, I. Enesi, and H. Jaiswal, "Predicting Customer Behavior Using Prophet Algorithm In A Real Time Series Dataset," *Eur. Sci. J. ESJ*, vol. 17, no. 25, Jul. 2021.
[26] C. B. Aditya Satrio, W. Darmawan, B. U. Nadia, and N. Hanafiah, "Time series analysis and forecasting of coronavirus disease in Indonesia using ARIMA model and PROPHET," in *Procedia Computer Science*, 2021, vol. 179, pp. 524–532.
[27] M. A. Muzakki *et al.*, "Prosiding The 12 th Industrial Research Workshop and National Seminar Bandung," 2021.
[28] R. Rahman Salam, M. Fajri Jamil, and Y. Ibrahim, "Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Langsung Tunai (BLT) Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Support Vector Machine," vol. 3, pp. 27–35, 2023.
[29] I. S. Arfan, S. Fauziah, and I. Nawangsih, "Analisis Sentimen Terhadap Cyber Bullying di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1411–1419, Aug. 2024.

[30] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024.
[31] B. J. Stmik and D. Riau, "Prediksi Ideks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Prophet," 2022.
[32] I. Yulian, D. Sri Anggraeni, and Q. Aini, "Penerapan Metode Trend Moment Dalam Forecasting Penjualan Produk CV. Rabbani Asyisa," vol. 6, no. 2, pp. 2407–1811, Apr. 2020.
[33] C. Chandra and S. Budi, "Analisis Komparatif ARIMA dan Prophet dengan Studi Kasus Dataset Pendaftaran Mahasiswa Baru," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, Aug. 2020.
[34] D. Tiara and A. A. Rohmawati, "Prediksi Harga Saham PT. Hanson International Tbk menggunakanMetode Vector Autoregressive (VAR) Stasioner," Apr. 2020.