



Penerapan Metode LSTM, ARIMA dan SARIMA untuk Memprediksi Jam Sibuk pada Trafik Internet

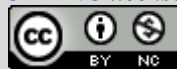
Muhammad Triyoga Rasyadan¹, Amalia Rizqi Utami^{2*}, Barokatun Hasanah³

^{1,2,3}*Teknik Elektro, Institut Teknologi Kalimantan,
Jl. Soekarno-Hatta Km. 15, Balikpapan 76127, Indonesia*
*Email Penulis Koresponden: amalia.rizqi@lecturer.itk.ac.id

Abstrak :

Jam sibuk terjadi karena antrian padat jaringan di jam-jam tertentu menyebabkan kemacetan jaringan dan penurunan kinerja. Penelitian ini melakukan peramalan jam sibuk trafik internet dari PT. Comtelindo Balikpapan menggunakan metode LSTM, ARIMA dan SARIMA. Hasil peramalan dihitung menggunakan metode TCBH untuk menentukan nilai jam sibuk. Metode ARIMA, SARIMA dan LSTM diterapkan untuk meramalkan trafik jam sibuk selama periode 28 hari, 56 hari dan 84 hari. Analisis nilai RMSE dan MAPE menunjukkan variasi akurasi prediksi. ARIMA dan SARIMA mengalami peningkatan nilai RMSE dan MAPE seiring dengan panjang periode peramalan, menunjukkan ketidakpastian lebih tinggi. Namun, pada peramalan 56 hari terdapat penurunan signifikan dalam RMSE dan MAPE dengan ARIMA mencatat RMSE sebesar 5013.23, MAPE sebesar 7.73% dan SARIMA mencatat RMSE sebesar 5127.80, MAPE sebesar 8.07%. Ini menunjukkan akurasi sangat baik di bawah 10%. LSTM menunjukkan kesalahan rendah untuk periode pendek (28 hari) dengan RMSE sebesar 1057.18 dan MAPE sebesar 3.34%, tetapi performanya menurun untuk periode lebih panjang. Pengujian dilakukan pada ketiga metode dengan membagi data menjadi empat bagian untuk melihat bagaimana metode merespons data yang ada. Metode ARIMA mendapatkan nilai parameter terbaik untuk data yang sangat kompleks, walaupun nilai parameter MAPE termasuk kategori peramalan yang cukup. Metode SARIMA mendapatkan nilai parameter terbaik untuk data yang cukup kompleks. Metode LSTM mendapatkan nilai parameter terbaik untuk data yang tidak kompleks. Semua model bermanfaat untuk prediksi trafik internet, namun pengembangan lebih lanjut dalam pengolahan data pelatihan diperlukan untuk meningkatkan akurasi peramalan, terutama untuk LSTM.

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license



Kata Kunci:

*Trafik;
TCBH;
LSTM;
SARIMA;
ARIMA.*

Riwayat Artikel:

*Diserahkan 14 Juni 2024
Direvisi 01 Agustus 2024
Diterima 20 Februari 2026*

DOI:

10.22441/incomtech.v16i1.27716

1. PENDAHULUAN

Pada jaringan telekomunikasi, antrian terjadi akibat peningkatan jumlah pengguna, yang menyebabkan kemacetan jaringan pada jam-jam tertentu, dikenal sebagai jam sibuk (Busy Hour). Dampak dari jam sibuk ini meliputi penurunan kinerja, peningkatan latensi, penurunan QoS dan risiko keamanan yang lebih tinggi. Oleh karena itu, peramalan diperlukan untuk mengantisipasi dan mengelola jam sibuk ini. Penelitian ini menggunakan metode peramalan LSTM, ARIMA dan Seasonal ARIMA untuk memprediksi trafik jam sibuk pada jaringan PT. Comtelindo. Metode ADPH digunakan untuk analisis data selama tujuh hari yang dianggap sesuai untuk mempertimbangkan penambahan bandwidth [1].

SARIMA sebelumnya telah digunakan untuk memprediksi Indeks Harga Konsumen di Padangsidimpuan dengan hasil yang menunjukkan tren meningkat [2] dan jumlah penumpang kereta api di Indonesia dengan akurasi tinggi [3]. LSTM dan ARIMA juga dibandingkan dalam peramalan harga penutupan saham, dengan ARIMA menunjukkan kinerja lebih baik dalam hal RMSE dan MAPE [4]. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan jam sibuk menggunakan LSTM, ARIMA dan Seasonal ARIMA, serta menghitung pemodelan jam sibuk dengan metode TCBH. Hasilnya akan diuji dengan parameter RMSE untuk menentukan akurasi peramalan.

2. METODE

Penelitian dimulai dengan studi literatur adalah tahap awal penelitian ini, meninjau metode peramalan trafik internet seperti LSTM, ARIMA dan SARIMA. Hasilnya menunjukkan bahwa LSTM cocok untuk pola kompleks dan non-linear, ARIMA untuk pola linear dan stasioner, serta SARIMA efektif untuk pola musiman. Selain itu, tinjauan ini mencakup penjelasan trafik, tahapan penelitian dan aspek pendukung lainnya.

Tahap berikutnya adalah pengumpulan data dari PT. Comtelindo, khususnya bagian NOC yang menangani server dan jaringan, dengan fokus pada trafik internet selama 11 bulan yang mempunyai satuan Kbps. Proses selanjutnya melibatkan pembuatan model dan peramalan data menggunakan LSTM, ARIMA dan SARIMA di Google Colab (Python). Tahap ini mencakup pengumpulan data, pemrosesan dan evaluasi performa model menggunakan metrik RMSE dan MAPE.

Penelitian ini menggunakan RMSE dan MAPE untuk mengevaluasi akurasi peramalan model LSTM, ARIMA dan SARIMA. Proses evaluasi melibatkan penyesuaian model, pengukuran kesalahan menggunakan RMSE dan analisis akurasi dengan MAPE, sebagaimana tergambar dalam Diagram Alir Analisis Data. Hasil analisis memberikan gambaran mengenai kualitas dan keandalan masing-masing model dalam meramalkan trafik internet.

Kesimpulan dari analisis ini membantu memilih model terbaik untuk meramalkan trafik internet dengan akurasi optimal. Penelitian berlanjut dengan perhitungan jam sibuk trafik internet menggunakan metode TCBH. Data grafik harian diproses menggunakan Microsoft Excel untuk mengidentifikasi dan menghitung jam sibuk. Analisis ini membantu mengamati trafik pada waktu-waktu tertentu. Disarankan untuk eksplorasi strategi perbaikan model dan

mempertimbangkan faktor eksternal untuk meningkatkan akurasi peramalan di masa mendatang.

2.1 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian terdiri dari beberapa tahapan sistematis: studi literatur, pengumpulan data, pembuatan model, peramalan data, pengujian model, perhitungan jam sibuk trafik internet dengan metode TCBH, analisis dan pembahasan, serta kesimpulan dan saran. Diagram alir penelitian digunakan untuk memastikan penelitian berjalan secara sistematis.

2.1.1 Studi Literatur

Tahap studi literatur dilakukan dengan mulai mencari informasi, teori berupa studi dan kajian sebagai penguat persiapan pengetahuan peneliti dalam membantu menyelesaikan tugas akhir.

2.1.1.1 Trafik Jaringan

Jaringan telekomunikasi dirancang untuk memfasilitasi pertukaran informasi antara pengguna, dengan trafik telekomunikasi mengacu pada perpindahan acak informasi dari satu titik ke titik lain dalam jaringan. Pengelolaan trafik melibatkan pertimbangan jumlah, arah, tujuan, waktu pemindahan dan alat pengatur lalu lintas. Trafik telekomunikasi, mencakup pengiriman suara atau teks, berjalan di jalur komunikasi yang hanya mendukung satu percakapan pada satu waktu. Volume dan intensitas trafik ini bervariasi berdasarkan waktu, hari dan bulan, dengan konsep jam, hari dan bulan sibuk. Kapasitas pusat telepon pun bervariasi meskipun jumlah telepon tetap, karena fluktuasi intensitas trafik. Trafik diukur dalam unit waktu dengan durasi okupansi untuk mengevaluasi kinerja jaringan dan kualitas layanan telekomunikasi [5].

Bandwidth adalah karakteristik yang mengukur kinerja jaringan, yang dapat dinyatakan dalam Hertz atau Bits per Second. Dalam Hertz, bandwidth mengacu pada rentang frekuensi suatu sinyal atau kanal, misalnya, saluran telepon dengan bandwidth 4 KHz. Dalam Bits per Second, bandwidth menunjukkan jumlah bit yang dapat ditransmisikan per detik oleh suatu saluran atau jaringan, seperti jaringan Fast Ethernet dengan bandwidth hingga 100 Mbps. Nilai bandwidth dalam Bits per Second digunakan untuk menilai kapasitas transmisi data suatu jaringan [6].

2.1.1.2 Peramalan

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah model statistik yang populer untuk analisis data deret waktu. ARIMA merupakan pengembangan dari model Autoregressive Moving Average (ARMA) yang diperkenalkan melalui metode Box-Jenkins. Model ini digunakan untuk meramalkan data deret waktu dengan memanfaatkan informasi dari data masa lalu hingga saat ini [7].

Model ARIMA yang mencakup efek musiman dikenal sebagai model SARIMA atau Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average. SARIMA digunakan untuk memodelkan data deret waktu dengan pola musiman yang jelas, memperhitungkan efek musiman dalam peramalannya untuk meningkatkan akurasi. Model ini sangat berguna dalam analisis data yang menunjukkan fluktuasi berkala sepanjang tahun atau periode tertentu [2]. Model SARIMA digunakan untuk situasi musiman dan merupakan

pengembangan dari model ARIMA. Model ini dinotasikan sebagai $(p, d, q)(P, D, Q)_S$, di mana (p, d, q) mewakili komponen non-musiman dan (P, D, Q) mewakili komponen musiman, dengan "S" menunjukkan jumlah periode dalam satu musim. Notasi Autoregressive musiman (P) dan Moving Average musiman (Q) digunakan dalam pembentukan proses multiplicative SARIMA untuk menangani pola musiman dalam data deret waktu [8].

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah modifikasi dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi kelemahan RNN dalam menangani informasi jangka panjang. Masalah utama pada RNN adalah kesulitan dalam meramalkan data berdasarkan informasi yang disimpan dalam waktu lama. LSTM mengatasi masalah ini dengan kemampuannya untuk mengingat informasi relevan dalam jangka panjang dan secara selektif menghapus informasi yang tidak lagi relevan [4]. LSTM memungkinkan penanganan ketergantungan jangka panjang pada input, dengan LSTM-RNN yang berhasil diterapkan dalam berbagai masalah sekuensial dan pemodelan bahasa. Sel dalam LSTM menyimpan nilai atau status (status sel) untuk jangka waktu lama atau singkat dan memiliki mekanisme untuk menentukan nilai mana yang akan dipilih sebagai keluaran relevan terhadap masukan. Keunggulan ini merupakan salah satu fitur utama dari LSTM [9].

Jaringan saraf tiruan (JST) terdiri dari beberapa layer dan sejumlah neuron di setiap layer, yang bervariasi sesuai dengan data yang digunakan. Dalam *Multilayer Perceptron* (MLP), jaringan tanpa *Hidden Layer* dapat memetakan persamaan linear, sementara satu atau dua *Hidden Layer* dapat memodelkan sebagian besar persamaan pada data sederhana. Namun, untuk data yang lebih kompleks, MLP memiliki keterbatasan. Pendekatan untuk menentukan jumlah neuron di setiap layer mendekati hasil optimal untuk jaringan dengan kurang dari tiga *Hidden Layer*. Penggunaan lebih dari dua *Hidden Layer* umumnya tidak disarankan karena berisiko terhadap *Overfitting* dan dapat mengurangi efektivitas algoritma *Backpropagation* [10]. Hyperparameter dalam metode LSTM adalah parameter yang digunakan dalam pelatihan data yang telah di-segmentasi. Salah satu contohnya adalah fungsi ReLU, yang merupakan fungsi aktivasi populer dalam CNN modern. Pemilihan fungsi aktivasi yang tepat sangat penting karena performanya bervariasi meskipun dalam arsitektur yang sama. Fungsi ReLU melakukan operasi *Thresholding* nilai linear pada nol, tetapi memiliki kelemahan serupa dengan fungsi sigmoid terkait saturating gradient di bawah nol. Kelemahan ini dapat diatasi dengan menggunakan nilai learning rate yang sesuai selama proses pelatihan [11].

2.1.1.3 Peramalan

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah model statistik yang populer untuk analisis data deret waktu. ARIMA merupakan pengembangan dari model Autoregressive Moving Average (ARMA) yang diperkenalkan melalui metode Box-Jenkins. Model ini digunakan untuk meramalkan data deret waktu dengan memanfaatkan informasi dari data masa lalu hingga saat ini [7].

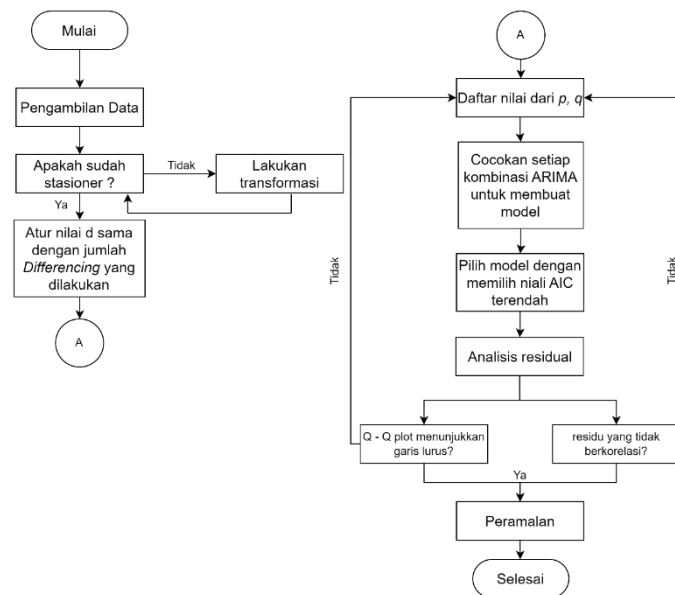
2.1.2 Pengumpulan Data

Setelah studi literatur, langkah berikutnya adalah pengumpulan data trafik internet di PT. Comtelindo selama 11 bulan, dari 1 Maret 2023 hingga 30 Januari 2024. Data, dalam format CSV, mencakup lalu lintas masuk dan keluar, jenis aplikasi, protokol yang digunakan dan pola penggunaan internet. Fokus pengumpulan adalah pada jam sibuk, terutama pada jam 4 sore, karena memiliki trafik yang padat.

2.1.3 Pembuatan Model & Peramalan Data

Pembuatan model dan peramalan data dilakukan menggunakan *Google Colab* (Python) dengan konfigurasi hyperparameter untuk setiap metode. Peramalan akan dilakukan untuk periode 28, 56 dan 84 hari, untuk menganalisis tanggapan metode terhadap periode peramalan. Tahapan penelitian metode ARIMA meliputi: membuat plot time series untuk melihat data awal, mengidentifikasi tren, musiman dan pola, serta menguji kestasioneran data menggunakan uji ADF. Jika data tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi variansi atau diferensiasi rata-rata. Setelah data stasioner, dibuat plot ACF dan PACF untuk estimasi parameter. Uji *White Noise* dilakukan dengan Q-Q plot dan pemeriksaan independensi residual. Model terbaik divalidasi dengan nilai MAPE dan RMSE terkecil sebelum digunakan untuk peramalan.

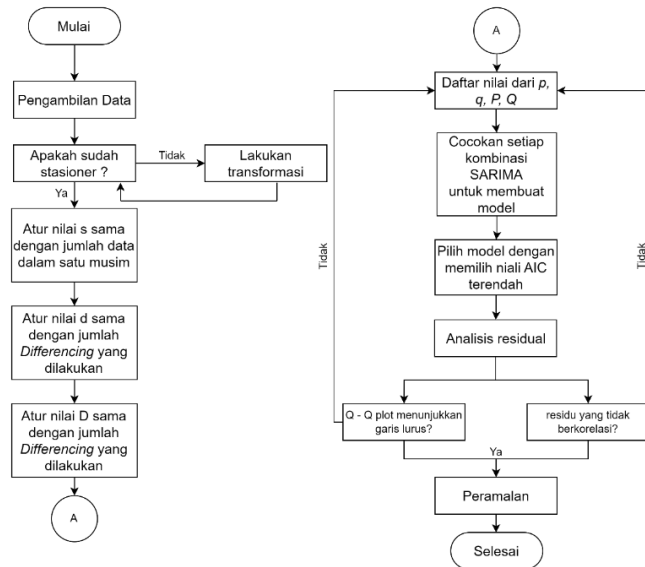
Metode ARIMA pada gambar 1 yaitu dapat dilihat pada notasi model yang digunakan yaitu untuk ARIMA (p, d, q). Untuk lebih detail dapat dilihat pada gambar 1 yaitu diagram alir metode ARIMA. Dalam metodologi ARIMA setelah pengumpulan data dari PT Comtelindo, langkah pertama adalah membuat diagram alir. Selanjutnya, data akan dianalisis menggunakan plot box-cox untuk mengecek stasioneritas dengan memeriksa nilai terbulat. Jika nilai data masih di bawah satu, dilakukan diferensiasi dengan menentukan nilai d sesuai dengan jumlah diferensiasi yang diperlukan. Selanjutnya, untuk menentukan nilai p dan q, dibuat plot ACF dan PACF untuk mendapatkan nilai AR dan MA. Semua kombinasi model dievaluasi dan model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terendah. Dilanjutkan dengan analisis residual menggunakan uji kecocokan model seperti Q-Q plot, pemeriksaan independensi residual, serta penggunaan metrik evaluasi kinerja model seperti RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Jika plot Q-Q sudah memadai dan residu serta matrik evaluasi kinerja model telah memenuhi syarat, maka dapat dilakukan proses peramalan.



Gambar 1. Diagram Alir Metode ARIMA

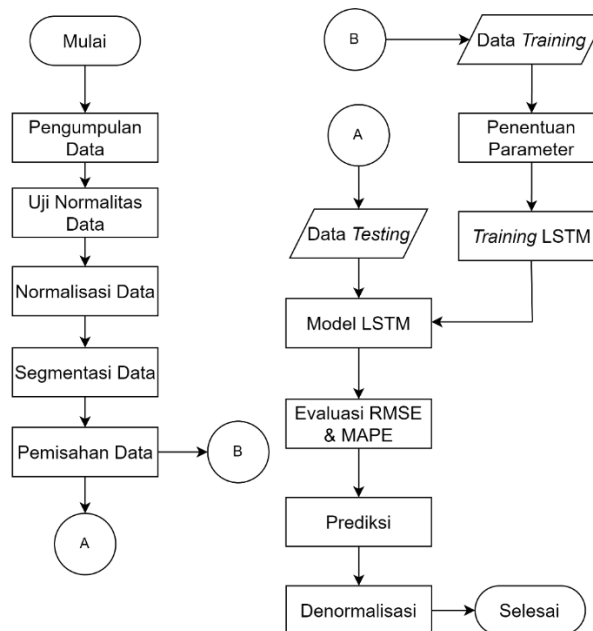
Metode SARIMA pada gambar 2 meliputi: membuat plot time series untuk melihat data awal, mengidentifikasi tren, musiman dan pola, serta menguji kestasioneran data menggunakan nilai *Rounded Value* dari plot Box-Cox. Jika nilai *Rounded Value* di bawah satu, data perlu ditransformasi atau didiferensiasi. Setelah data stasioner, dibuat plot ACF dan PACF untuk estimasi parameter. Uji *White Noise* dilakukan selanjutnya. Model terbaik divalidasi dengan nilai MAPE dan RMSE terkecil sebelum digunakan untuk peramalan.

Perbedaan metode ARIMA dan SARIMA yaitu dapat dilihat pada notasi model yang digunakan yaitu untuk SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_S$. Untuk lebih detail dapat dilihat pada gambar 2 yaitu diagram alir metode SARIMA. Dalam metodologi SARIMA setelah pengumpulan data dari PT Comtelindo, langkah pertama adalah membuat diagram alir. Selanjutnya, data akan dianalisis menggunakan plot box-cox untuk mengecek stasioneritas dengan memeriksa nilai terbulat. Jika nilai data masih di bawah satu, dilakukan diferensiasi dengan menentukan nilai d sesuai dengan jumlah diferensiasi yang diperlukan. Proses selanjutnya melibatkan analisis ACF dan PACF untuk menentukan nilai p , q , P dan Q pada model SARIMA. Setelah mendapatkan model kandidat, seluruh kombinasi model dievaluasi dan model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terendah. Evaluasi dilanjutkan dengan analisis residual menggunakan Q-Q plot, pemeriksaan independensi residual, serta metrik evaluasi kinerja model seperti RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Jika plot Q-Q memadai dan residu serta matrik evaluasi kinerja model memenuhi syarat, maka dilanjutkan dengan proses peramalan menggunakan model SARIMA yang telah terpilih. Pada gambar 3.4 diagram alir metode SARIMA, terlihat perbedaan dari kedua diagram alir adalah bagian pembuatan model.



Gambar 2. Diagram Alir Metode SARIMA

Tahapan penelitian metode LSTM pada gambar 3 meliputi: normalisasi data dan visualisasi tren, pembagian data menjadi Training Set dan Test Set, serta pelatihan model menggunakan Training Set. Model LSTM dibangun dengan konfigurasi layer, neuron dan parameter yang kemudian diuji menggunakan Test Set. Evaluasi model dilakukan dengan MAPE dan RMSE untuk mengukur kesalahan peramalan. Model dioptimalkan melalui iterasi penyesuaian parameter. Setelah mendapatkan model terbaik, peramalan dilakukan dan hasilnya divalidasi dengan data aktual. Diagram alir metode LSTM mencakup normalisasi data, segmentasi data menjadi Training dan Testing, penentuan parameter, pelatihan, pengujian, evaluasi, peramalan dan denormalisasi untuk mengembalikan data ke skala semula. Alur ini memastikan langkah sistematis dalam memahami, melatih dan mengevaluasi model, serta menerapkan peramalan pada trafik internet.



Gambar 3. Diagram Alir Metode LSTM

Metode ARIMA, SARIMA dan LSTM telah dikonfigurasi untuk meramalkan trafik internet pada *Busy Hour*. Model LSTM menggunakan dua lapisan LSTM dengan 50 unit dan fungsi aktivasi ReLU untuk menghindari overfitting. Untuk ARIMA/SARIMA, orde model ditentukan melalui analisis ACF dan PACF. Dataset dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian dengan rasio 65:35. Pengaturan Hyperparameter melibatkan pemilihan nilai optimal untuk orde ARIMA/SARIMA dan berbagai parameter untuk mencegah *Overfitting* pada LSTM. Proses pelatihan LSTM dilakukan selama 30 epoch dengan ukuran batch 16 dan *Learning Rate* 0.01 menggunakan *Optimizer* Adam. Ini memastikan model dapat memahami dan meramalkan situasi yang mungkin terjadi dalam dunia nyata dengan baik.

2.1.4 Pengujian Model

Pengujian dilakukan pada ketiga metode dengan membagi data menjadi 4 bagian untuk melihat respons terhadap dataset. Konfigurasi metode peramalan dan performa model LSTM, ARIMA dan Seasonal ARIMA diuji menggunakan metrik evaluasi kinerja seperti RMSE dan MAPE. Dengan memeriksa nilai-nilai ini, kita dapat mengevaluasi dan membandingkan ketiga model. Semakin kecil RMSE dan MAPE, semakin baik hasil peramalan, menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan data time series. Analisis ini menjadi kunci untuk menentukan kehandalan dan efektivitas masing-masing model dalam konteks peramalan data trafik internet di PT. Comtelindo.

2.1.5 Perhitungan *Busy Hour* Data Trafik Internet

Pada tahap ini, data trafik internet yang telah diramal akan diolah menggunakan metode *Time Consistent Busy Hour* (TCBH) menggunakan Microsoft Excel. Proses ini melibatkan impor data ke Excel dan penggunaan rumus serta fungsi Excel untuk menghitung nilai jam sibuk. Langkah-langkah ini disesuaikan dengan periode peramalan sebelumnya. Tujuannya adalah mendapatkan wawasan tentang pola trafik internet pada periode tertentu di PT. Comtelindo. Perhitungan dilakukan untuk memastikan keakuratan dan konsistensi data, serta untuk memberikan dasar untuk rekomendasi perbaikan atau pengembangan layanan dan infrastruktur jaringan.

2.2 Variabel Penelitian

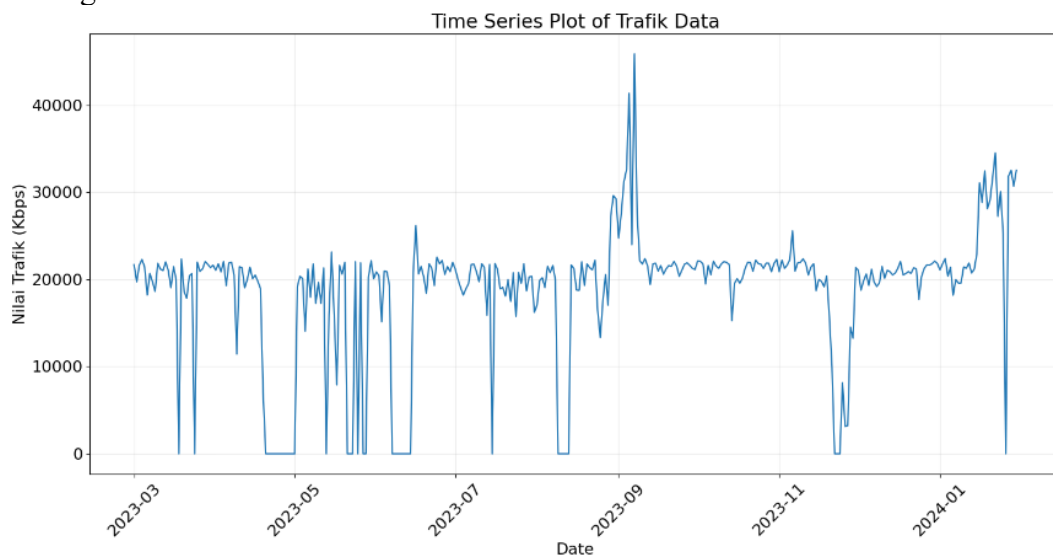
Penelitian ini melibatkan dua jenis variabel pada tabel 1: variabel bebas dan variabel terikat. Variabel bebas mencakup faktor-faktor yang mempengaruhi variabel terikat dan tidak dipengaruhi oleh variabel lainnya. Identifikasi dan penentuan variabel bebas menjadi langkah penting dalam memahami hubungan antar faktor dan membangun dasar analisis untuk menganalisis dampaknya terhadap variabel terikat. Langkah-langkah ini membantu memastikan bahwa penelitian dapat memberikan wawasan yang komprehensif tentang faktor-faktor yang berpotensi mempengaruhi hasil variabel terikat. Variabel bebas dalam penelitian ini dapat diubah dalam jumlah hari pengamatan, yaitu 7 hari dan 14 hari, serta pada periode peramalan, termasuk peramalan untuk 28 hari, 56 hari dan 84 hari.

Tabel 1. Variabel Bebas dan Terikat

Variabel Bebas		Variabel Terikat	
Variabel	Keterangan	Variabel	Keterangan
Jumlah hari pengamatan (N)	Hari	Trafik Internet	Kbps
Periode Peramalan	Hari	MAPE	%
		RMSE	Nilai evaluasi peramalan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data peramalan ARIMA dan SARIMA diperoleh melalui penggabungan kode karena keduanya menggunakan metode yang serupa dalam proses peramalan. Namun, terdapat perbedaan signifikan dalam pemrosesan data saat mengimplementasikan kode LSTM. Hasil peramalan telah dimasukkan ke dalam format CSV untuk kemudahan analisis dan nilai-nilai dalam data peramalan tetap dalam unit Kbps seperti pada data aslinya. Evaluasi kinerja peramalan ARIMA, SARIMA dan LSTM menggunakan parameter-parameter seperti RMSE dan MAPE. Dalam analisis peramalan ini, parameter-parameter tersebut akan digunakan untuk mengevaluasi keakuratan dan kualitas peramalan yang dihasilkan oleh ketiga metode.



Gambar 4. Grafik Data Trafik Internet

Tabel 2. Statistik Data Trafik internet

Mean	Median	Modus	Standar Dev	t Statistik	P-Value
18635.35	20880.5	0	7805.4	-5.56	1.53e-06

Perhitungan pada tabel 2 untuk melihat spesifikasi data mendapatkan nilai mean atau rata-rata sebesar 18635.35 Kbps, median atau nilai tengah sebesar 20880.5 Kbps, modus atau mode sebesar 0 Kbps, standar deviasi sebesar 7805.4 Kbps, ADF *t-statistic* memiliki nilai -5.56 dan *p-value* sebesar 1.53e-06. Untuk melakukan Uji ADF pada metode ARIMA dan SARIMA hanya menggunakan nilai ADF *t-statistic* dan *p-value*.

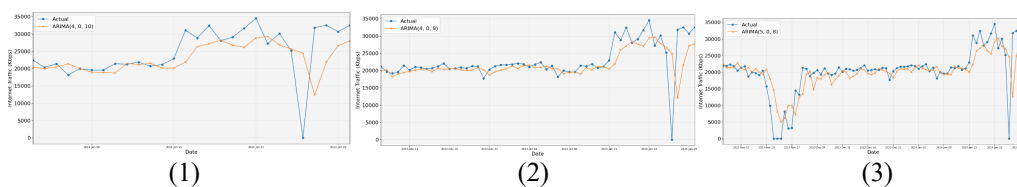
3.1 Peramalan ARIMA

Hasil dari peramalan ARIMA melalui beberapa proses setelah pemrosesan data, termasuk pengecekan stasioneritas data menggunakan nilai ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) dan *p-value*. Nilai yang diperoleh menunjukkan bahwa ADF t-statistic memiliki nilai -5.56 dan *p-value* sebesar 1.53e-06. Indikasinya adalah bahwa hipotesis 0 ditolak jika nilai statistik uji ADF kurang dari daerah kritisnya dan berlaku sebaliknya [12]. Dalam hal ini, data cenderung stasioner, sehingga tidak perlu dilakukan *Differencing* tambahan. Untuk menentukan orde model ARIMA, nilai Akaike Information Criterion (AIC) digunakan. Nilai d telah ditetapkan sebesar 0, yang diperoleh dari pengecekan stasioneritas data. Dataset baru diperoleh dengan kombinasi nilai (p,q), di mana setiap kombinasi dihitung nilainya AIC-nya. Nilai (p,q) terbaik ditentukan oleh nilai AIC terendah. Nilai (p,q) yang diperoleh untuk peramalan 28 hari adalah (4, 10) dengan nilai AIC 6188.52. Untuk peramalan 56 hari, nilai (p,q) adalah (4, 9) dengan AIC 5654.43. Sedangkan pada peramalan 84 hari, ditemukan nilai (p,q) sebesar (5, 8) dengan AIC 5101.68. Terlihat bahwa nilai AIC terendah diperoleh pada peramalan 84 hari, menunjukkan adanya model peramalan yang baik [13].

Tabel 3. Statistik Data Trafik internet

Residual	Durasi Peramalan		
	28 Hari	56 Hari	84 Hari
1	0.994725	0.946433	0.925185
2	0.986375	0.993683	0.565197
3	0.921361	0.999221	0.325887

Analisis residual pada tabel 3 untuk peramalan ARIMA selama 28 hari menunjukkan bahwa semua nilai *lb_pvalue* berada di atas 0.5, menunjukkan bahwa tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol tentang tidak adanya autokorelasi pada residual [3]. Hal yang sama berlaku untuk periode 56 hari, di mana tidak ada bukti cukup untuk menolak hipotesis nol, menunjukkan bahwa pola korelasi yang tidak diinginkan dari data berhasil dihilangkan oleh model ARIMA[3]. Namun, untuk periode 84 hari, terdapat variasi nilai *lb_pvalue* dan dua dari tiga nilai berada di atas 0.5, menunjukkan kekuatan keandalan model peramalan untuk periode tersebut. Meskipun demikian, nilai yang lebih rendah menunjukkan adanya bukti signifikan terhadap autokorelasi dalam residual, menandakan bahwa pola korelasi yang tidak diinginkan dalam data masih terdapat pada model peramalan ARIMA untuk periode tersebut[3].



Gambar 5. Grafik Hasil Peramalan ARIMA

Peramalan menggunakan model ARIMA pada gambar 5 untuk periode 28, 56 dan 84 hari menunjukkan hasil yang dapat diterima dalam mengantisipasi tren trafik internet. Secara visual, konsistensi plot yang mengikuti tren data aktual menunjukkan kemampuan model peramalan dalam menangkap pola-pola penting

dalam data. Namun, terdapat beberapa perbedaan antara data peramalan dan aktual, terutama saat terjadi penurunan data aktual namun peramalan tetap naik, menunjukkan keterbatasan model dalam menangkap fluktuasi yang lebih halus dalam tren. Meskipun demikian, secara keseluruhan hasil peramalan memberikan gambaran yang dapat diterima dan berguna untuk memahami perilaku data trafik internet selama periode yang diamati.

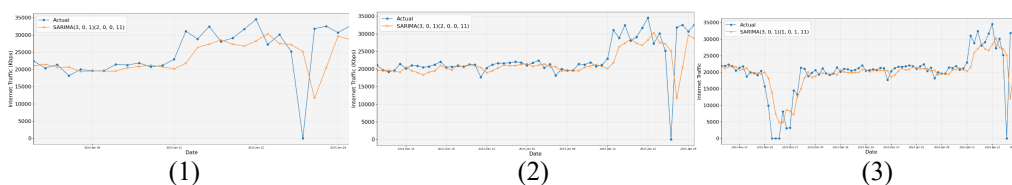
3.2 Peramalan SARIMA

Hasil dari peramalan SARIMA melalui beberapa proses setelah pemrosesan data, termasuk pengecekan stasioneritas data menggunakan nilai ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) dan *p-value*. Nilai yang diperoleh menunjukkan bahwa ADF t-statistic memiliki nilai -5.56 dan *p-value* sebesar 1.53e-06. Indikasinya adalah bahwa hipotesis 0 ditolak jika nilai statistik uji ADF kurang dari daerah kritisnya dan berlaku sebaliknya [12]. Dalam hal ini, data cenderung stasioner, sehingga tidak perlu dilakukan *Differencing* tambahan. Penilaian model SARIMA didasarkan pada nilai AIC, dengan orde terbaik untuk periode 84 hari adalah (3, 1, 1, 1) menunjukkan adanya model peramalan yang baik. Sedangkan untuk periode 28 hari dan 56 hari, orde terbaik adalah (3, 1, 2, 0) dengan AIC yang sesuai. Ini menunjukkan kualitas model yang cukup baik dalam meramalkan trafik internet selama periode yang diamati.

Tabel 4. Statistik Data Trafik internet

Residual	Durasi Peramalan		
	28 Hari	56 Hari	84 Hari
1	0.733504	0.733504	0.732093
2	0.808501	0.808501	0.810856
3	0.646324	0.646324	0.690120

Analisis residual pada tabel 4 untuk peramalan SARIMA selama 28, 56 dan 84 hari menunjukkan *lb_pvalue* yang semuanya berada di atas 0.05. Ini menunjukkan bahwa tidak ada bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol, yang menyatakan bahwa residual tidak memiliki autokorelasi [3]. Hasil ini mengindikasikan keberhasilan model SARIMA dalam menangkap pola-pola dalam data peramalan trafik internet selama masing-masing periode. Kesimpulan ini memperkuat keandalan model peramalan untuk setiap periode yang diamati.



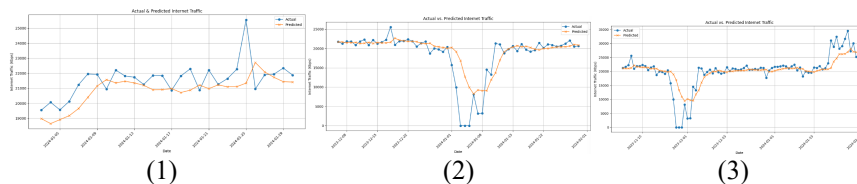
Gambar 6. Grafik Hasil Peramalan SARIMA

Peramalan SARIMA pada Gambar 6 untuk periode 28, 56 dan 84 hari menggunakan model $(3,0,1)(2,0,0)_{11}$, $(3,0,1)(2,0,0)_{11}$ dan $(3,0,1)(1,0,1)_{11}$ secara berturut-turut. Secara visual, data peramalan menunjukkan konsistensi dengan tren data aktual, meskipun terdapat beberapa perbedaan saat terjadi fluktuasi dalam data aktual yang tidak ditangkap oleh peramalan. Grafik-gambar tersebut menunjukkan

bahwa hasil peramalan memberikan informasi yang berguna untuk memahami perilaku trafik internet selama masing-masing periode yang diamati.

3.3 Peramalan LSTM

Pemilihan model melibatkan beberapa *Hyperparameter* untuk mencegah *Overfitting* dan memastikan kinerja yang optimal. Jumlah unit LSTM ditetapkan sebanyak 50 untuk memungkinkan pembelajaran pola yang kompleks. Prediksi dibuat dengan menggunakan data sebelumnya sebanyak 28, 56 dan 84 langkah (*n_steps*). Pelatihan dilakukan selama 30 *Epochs* dengan ukuran *Batch* 16 dan *Data Training* sebesar 65%. *Learning rate* sebesar 0.01 digunakan, dengan optimasi bobot menggunakan *Optimizer Adam*. *Hyperparameter* ini dipilih untuk menjaga keseimbangan kinerja model dan menghindari *Overfitting*.



Gambar 7. Grafik Hasil Peramalan LSTM

Hasil peramalan selama 28 hari, seperti yang terlihat pada Gambar 7 (1), menunjukkan tingkat akurasi yang memadai. Grafik hasil peramalan mengikuti pola data aktual dengan baik, meskipun ada beberapa perbedaan saat terjadi fluktuasi. Prediksi relatif stabil tanpa lonjakan yang signifikan menunjukkan kemampuan model dalam menangani fluktuasi data dalam batas tertentu. Demikian juga, hasil peramalan selama 56 hari pada Gambar 7 (2) juga menunjukkan akurasi yang cukup, dengan grafik hasil peramalan mengikuti pola data aktual dengan baik. Meskipun ada beberapa perbedaan signifikan, prediksi relatif stabil menunjukkan kemampuan model dalam mengantisipasi tren umum. Sementara itu, hasil peramalan selama 84 hari pada Gambar 7 (3) menunjukkan stabilitas prediksi yang cukup, meskipun ada penyesuaian saat fluktuasi data yang signifikan. Secara keseluruhan, model peramalan dapat mengikuti tren data trafik internet dengan baik selama periode yang diobservasi, menunjukkan kemampuan model dalam menangani fluktuasi data.

3.4 Hasil Nilai Parameter RMSE dan MAPE

Tabel 5. Nilai Parameter RMSE dan MAPE Peramalan

Model	Residual	Durasi Peramalan		
		28 Hari	56 Hari	84 Hari
ARIMA	RMSE	6960.3	5013.23	4895.55
	MAPE	11.61%	7.73%	15.49%
SARIMA	RMSE	7141.86	5127.80	4876.34
	MAPE	11.27%	8.07%	13.47%
LSTM	RMSE	1057.18	3737.48	4030.50
	MAPE	3.34%	13.87%	13.79%

Hasil peramalan pada tabel 5 menggunakan metode ARIMA dengan periode 28, 56 dan 84 hari menunjukkan variasi dalam parameter evaluasi seperti RMSE dan MAPE. Pada peramalan 28 hari, terdapat tingkat kesalahan yang relatif tinggi dengan RMSE sebesar 6960.3 dan MAPE sebesar 11.61%. Namun, pada peramalan 56 hari, terjadi penurunan signifikan dalam RMSE menjadi 5013.23 dan MAPE menjadi 7.73%, menandakan peningkatan akurasi peramalan. Meskipun demikian, pada peramalan 84 hari, sementara RMSE menurun menjadi 4895.55, MAPE justru meningkat menjadi 15.49%, mengindikasikan peningkatan kesalahan relatif terhadap nilai aktual. Secara keseluruhan, semakin panjang periode peramalan, semakin meningkat nilai RMSE dan MAPE-nya, menunjukkan tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dalam prediksi untuk periode yang lebih panjang. Nilai RMSE terbaik dilihat dari model yang memiliki nilai terendah, sementara nilai MAPE yang dihasilkan menunjukkan kinerja yang baik untuk periode 28 hari, sangat baik untuk periode 56 hari dan baik untuk periode 84 hari. Ini karena jika nilai MAPE $< 10\%$ maka metode tersebut memiliki kinerja yang sangat baik dan jika nilai MAPE $10\% - 20\%$ maka metode tersebut memiliki kinerja yang baik [14].

Hasil peramalan pada tabel 5 menggunakan metode SARIMA menunjukkan parameter evaluasi seperti RMSE dan MAPE sebagai berikut. Pada peramalan 28 hari, diperoleh nilai RMSE sebesar 7141.86 dan nilai MAPE sebesar 11.27%. Pada peramalan 56 hari, terjadi penurunan RMSE menjadi 5127.80 dan MAPE menjadi 8.07%, menandakan peningkatan akurasi peramalan. Pada peramalan 84 hari, sementara RMSE menurun menjadi 4876.34, MAPE justru meningkat menjadi 13.47%, mengindikasikan peningkatan kesalahan relatif terhadap nilai aktual. Kesimpulannya, semakin panjang periode peramalan, semakin meningkat nilai RMSE dan MAPE-nya, menunjukkan tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dalam prediksi untuk periode yang lebih panjang. Nilai RMSE terbaik dilihat dari model yang memiliki nilai terendah. Jadi, dapat dikatakan bahwa periode 84 hari mempunyai nilai terbaik dalam parameter RMSE. Nilai MAPE yang dihasilkan periode 28 hari memiliki kinerja yang baik, untuk periode 56 hari memiliki kinerja yang sangat baik dan periode 84 hari memiliki kinerja yang baik. Ini karena jika nilai MAPE $< 10\%$ maka metode tersebut memiliki kinerja yang sangat baik dan jika nilai MAPE $10\% - 20\%$ maka metode tersebut memiliki kinerja yang baik [14].

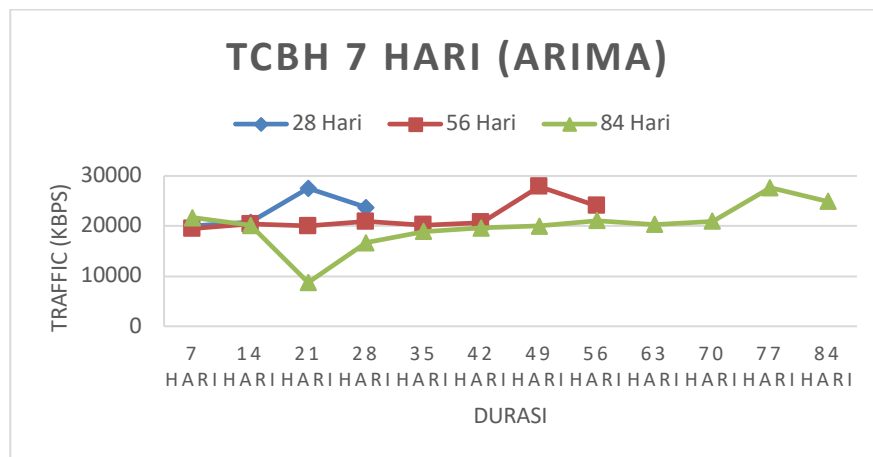
Hasil peramalan pada tabel 5 menggunakan metode LSTM menunjukkan parameter evaluasi seperti RMSE dan MAPE sebagai berikut. Pada peramalan 28 hari, terdapat nilai RMSE sebesar 1057.18 dan nilai MAPE sebesar 3.34%, menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah dalam prediksi untuk periode ini. Pada peramalan 56 hari, nilai RMSE meningkat menjadi 3737.48 dan MAPE menjadi 13.87%, mengindikasikan peningkatan kesalahan relatif terhadap nilai aktual. Pada peramalan 84 hari, RMSE meningkat menjadi 4030.50 dan MAPE mencapai 13.79%, menandakan adanya tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dalam prediksi untuk periode yang lebih panjang. Kesimpulannya, model LSTM mampu memberikan hasil yang cukup akurat dalam memprediksi data trafik internet untuk periode pendek (28 hari), namun performanya menurun ketika digunakan untuk periode yang lebih panjang. Nilai RMSE terbaik dilihat dari model yang memiliki nilai terendah. Jadi, dapat dikatakan bahwa periode 28 hari mempunyai nilai terbaik dalam parameter RMSE. Nilai MAPE yang dihasilkan periode 28 hari memiliki kinerja yang sangat baik, untuk periode 56 hari memiliki kinerja yang baik dan periode 84 hari memiliki kinerja yang baik. Ini karena jika nilai MAPE $< 10\%$ maka

metode tersebut memiliki kinerja yang sangat baik dan jika nilai MAPE 10% – 20% maka metode tersebut memiliki kinerja yang baik [14].

3.5 Hasil Perhitungan Jam Sibuk Trafik

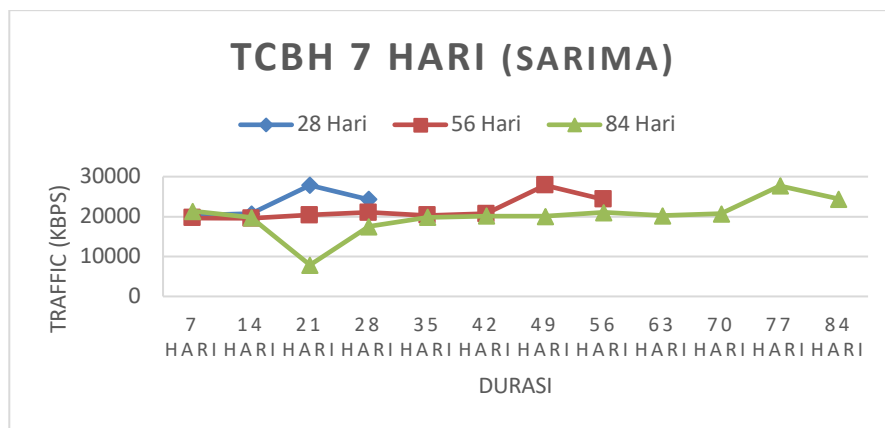
Jam sibuk pada trafik internet dihitung menggunakan metode *Time Consistent Busy Hour* (TCBH). Metode ini menghitung total trafik harian pada jam tertentu selama periode tertentu, kemudian menghitung rata-rata trafik harian pada jam tersebut untuk setiap hari dalam periode. Hasilnya dibagi dengan jumlah hari pengamatan untuk mendapatkan rata-rata trafik harian pada jam tersebut. Metode TCBH membantu mengidentifikasi jam-jam tersibuk dalam sehari [15]. Dengan rumus dibawah ini.

$$\alpha_{TCBH} = \max_{\Delta} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \alpha_n(\Delta) \quad (1)$$

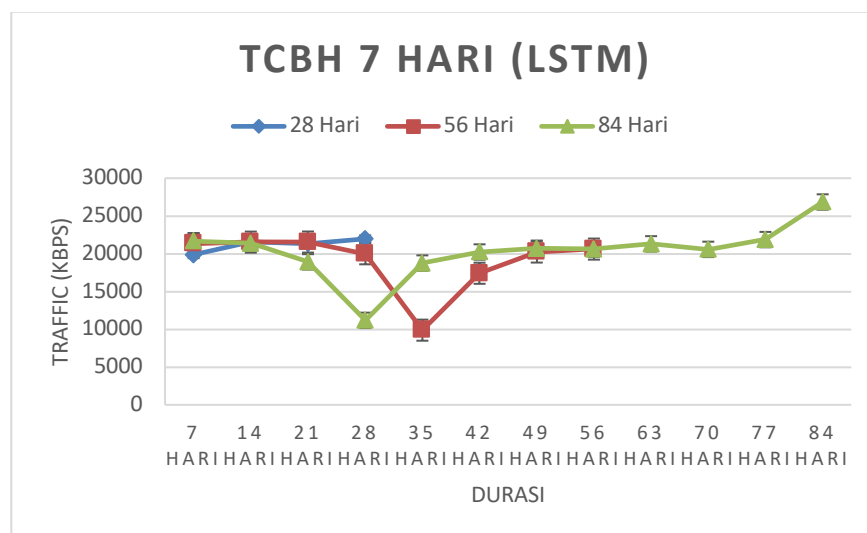


Gambar 8. Grafik Perhitungan *Busy Hour* ARIMA (7 Hari)

Hasil perhitungan jam sibuk selama 7 hari pada gambar 8 menunjukkan pola tren trafik internet selama periode peramalan 28, 56 dan 84 hari. Pada peramalan 28 hari, trafik stabil di minggu pertama dan kedua, meningkat signifikan di minggu ketiga, lalu sedikit menurun di minggu keempat. Pada peramalan 56 hari, trafik stabil di minggu awal, meningkat pada minggu ketujuh dan menurun pada minggu kedelapan. Pada peramalan 84 hari, trafik stabil di minggu pertama dan kedua, menurun di minggu ketiga, naik di minggu keempat, stabil di minggu-minggu berikutnya, kemudian naik lagi di minggu kesebelas dan menurun di minggu terakhir. Pola ini menunjukkan fluktuasi trafik yang konsisten selama periode peramalan, dengan tren kenaikan dan penurunan yang berulang, mengindikasikan pengaruh faktor-faktor tertentu atau pola penggunaan yang berulang terhadap tren trafik internet.

Gambar 9. Grafik Perhitungan *Busy Hour* SARIMA (7 Hari)

Hasil perhitungan jam sibuk selama 7 hari pada gambar 9 menunjukkan pola yang menarik dalam tren trafik internet untuk periode peramalan 28, 56 dan 84 hari. Pada peramalan 28 hari, trafik stabil di minggu ke-1 dan ke-2, meningkat signifikan di minggu ke-3 dan menurun sedikit di minggu ke-4. Pada peramalan 56 hari, trafik stabil di minggu awal, meningkat pada minggu ke-7 dan menurun pada minggu ke-8. Pada peramalan 84 hari, trafik stabil di minggu ke-1 dan ke-2, menurun di minggu ke-3, naik di minggu ke-4 dan stabil di minggu-minggu berikutnya, dengan kenaikan di minggu ke-11 dan penurunan di minggu terakhir. Pola ini mencerminkan dinamika perilaku pengguna internet dengan fluktuasi signifikan pada rentang waktu yang lebih panjang.

Gambar 10. Grafik Perhitungan *Busy Hour* LSTM (7 Hari)

Hasil perhitungan jam sibuk selama 7 hari pada gambar 10 menunjukkan pola menarik dalam tren trafik internet untuk peramalan 28, 56 dan 84 hari. Pada peramalan 28 hari, trafik stabil di minggu ke-1 hingga ke-4, mirip dengan peramalan 56 hari. Pada peramalan 84 hari, stabilitas terlihat hingga minggu ke-3. Pada peramalan 56 hari, trafik menurun pada minggu ke-5, naik pada minggu ke-6 dan stabil di minggu ke-7 dan ke-8. Pada peramalan 84 hari, setelah penurunan di minggu ke-4 dan kenaikan di minggu ke-5, trafik tetap stabil hingga minggu ke-11,

diikuti kenaikan di minggu ke-12. Analisis ini menunjukkan pola konsisten dan fluktuasi dalam trafik internet yang dipengaruhi oleh faktor-faktor tertentu dalam periode yang berbeda.

3.6 Hasil Perhitungan Jam Sibuk Trafik

Pengujian dilakukan menggunakan 336 data trafik internet, yang dibagi menjadi 4 set data baru masing-masing berisi 84 data. Data ini terdiri dari data kompleks (termasuk nilai nol) dan data tidak kompleks. Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi respons metode ARIMA, SARIMA dan LSTM terhadap data tersebut. Setiap metode digunakan untuk satu periode peramalan selama 56 hari, mempertimbangkan pembagian antara data training dan data testing.

3.6.1 Data Uji Pertama

Tabel 6. Nilai Parameter RMSE dan MAPE (Data Uji Pertama)

Model	Parameter	Durasi Peramalan
		56 Hari
ARIMA	RMSE	5581.48
	MAPE	21.85%
SARIMA	RMSE	6410.50
	MAPE	24.02%
LSTM	RMSE	6717.77
	MAPE	24.43%

Terlihat pada tabel 6 nilai yang dihasilkan yaitu pada metode ARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5581.48 dan MAPE bernilai sebesar 21.85%. Untuk Metode SARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 6410.50 dan MAPE bernilai sebesar 24.02%. Untuk Metode LSTM nilai RMSE bernilai sebesar 6717.77 dan MAPE bernilai sebesar 24.43%. Dari ketiga metode, metode ARIMA memiliki nilai parameter terbaik dan terendah dari yang lain.

3.6.2 Data Uji Kedua

Tabel 7. Nilai Parameter RMSE dan MAPE (Data Uji Kedua)

Model	Parameter	Durasi Peramalan
		56 Hari
ARIMA	RMSE	5349.34
	MAPE	15.41%
SARIMA	RMSE	5693.44
	MAPE	13.46%
LSTM	RMSE	6150.12
	MAPE	14.21%

Terlihat pada tabel 7 nilai yang dihasilkan yaitu pada metode ARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5349.34 dan MAPE bernilai sebesar 15.41%. Untuk Metode SARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5693.44 dan MAPE bernilai sebesar 13.46%. Untuk Metode LSTM nilai RMSE bernilai sebesar 6150.12 dan MAPE bernilai sebesar 14.21%. Dari ketiga metode, metode SARIMA memiliki nilai parameter terbaik dan terendah dari yang lain.

3.6.3 Data Uji Ketiga

Tabel 8. Nilai Parameter RMSE dan MAPE (Data Uji Ketiga)

Model	Parameter	Durasi Peramalan
		56 Hari
ARIMA	RMSE	5349.34
	MAPE	15.41%
SARIMA	RMSE	5693.44
	MAPE	13.46%
LSTM	RMSE	1297.97
	MAPE	3.94%

Terlihat pada tabel 8 nilai yang dihasilkan yaitu pada metode ARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5349.34 dan MAPE bernilai sebesar 15.41%. Untuk Metode SARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5693.44 dan MAPE bernilai sebesar 13.46%. Untuk Metode LSTM nilai RMSE bernilai sebesar 1297.97 dan MAPE bernilai sebesar 3.94%. Dari ketiga metode, metode LSTM memiliki nilai parameter terbaik dan terendah dari yang lain.

3.6.4 Data Uji Keempat

Tabel 9. Nilai Parameter RMSE dan MAPE (Data Uji Keempat)

Model	Parameter	Durasi Peramalan
		56 Hari
ARIMA	RMSE	4883.08
	MAPE	4883.08
SARIMA	RMSE	5185.89
	MAPE	7.44%
LSTM	RMSE	5005.88
	MAPE	11.25%

Terlihat pada tabel 9 nilai yang dihasilkan yaitu pada metode ARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 4883.08 dan MAPE bernilai sebesar 4883.08. Untuk Metode SARIMA nilai RMSE bernilai sebesar 5185.89 dan MAPE bernilai sebesar 7.44%. Untuk Metode LSTM nilai RMSE bernilai sebesar 5005.88 dan MAPE bernilai sebesar 11.25%. Dari ketiga metode, metode SARIMA memiliki nilai parameter terbaik dan terendah dari yang lain.

Dari keempat data yang diuji terlihat pada metode ARIMA mendapatkan nilai parameter yang paling baik dalam menanggapi data yang sangat kompleks, walaupun nilai parameter MAPE tergolong dalam kategori peramalan yang cukup. Pada metode SARIMA mendapatkan nilai parameter yang paling baik dalam menanggapi data yang cukup kompleks. Pada metode LSTM mendapatkan nilai parameter yang paling baik dalam menanggapi data yang tidak kompleks, ketidakmampuan LSTM kurang dalam menanggapi data kompleks ini juga berpengaruh karena data *Training* yang digunakan kurang. Hal ini dapat menjadi kesimpulan yang didapatkan dalam pengujian pembagian data ini.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengimplementasikan metode ARIMA, SARIMA dan LSTM untuk peramalan jam sibuk trafik internet, menggunakan data jam 4 sore sebagai jam terpadat. Peramalan dilakukan untuk periode 28, 56 dan 84 hari, dengan pengujian melalui pembagian data menjadi 4 bagian untuk periode 56 hari. Hasil peramalan menunjukkan variasi selama 28, 56 dan 84 hari. ARIMA dan SARIMA mampu menangkap pola data dengan baik, meskipun kurang responsif terhadap fluktuasi halus, sementara LSTM menangkap tren umum tanpa lonjakan signifikan. ARIMA lebih baik untuk periode pendek, SARIMA baik di semua periode dan LSTM stabil di semua periode tetapi kurang responsif terhadap fluktuasi. Analisis akurasi peramalan menggunakan ARIMA, SARIMA dan LSTM untuk periode 28, 56 dan 84 hari menunjukkan variasi hasil. ARIMA mencapai RMSE terendah pada periode 84 hari, efektif untuk jangka panjang, tetapi MAPE meningkat dengan panjangnya periode kecuali pada 56 hari dengan RMSE 5013.23 dan MAPE 7.73%, menunjukkan akurasi baik. SARIMA juga mencapai RMSE terendah pada 84 hari dan peningkatan MAPE seiring waktu, dengan RMSE 5127.80 dan MAPE 8.07%, cocok untuk data kompleks dan periode panjang. LSTM menunjukkan performa terbaik untuk periode 28 hari dengan RMSE 1057.18 dan MAPE 3.34%, tetapi menurun untuk periode lebih panjang, menunjukkan keterbatasan dengan data kompleks dan periode panjang. Pengujian dengan membagi data menjadi 4 bagian menunjukkan bahwa ARIMA dan SARIMA lebih efektif untuk data kompleks dan periode panjang, sementara LSTM lebih baik untuk data kurang kompleks dan periode pendek, meskipun performanya menurun untuk periode lebih panjang.

REFERENSI

- [1] F. Hutomo and Y. Astuti, "Analysis of Internet Traffic Using Average Daily Peak Hour (ADPH)," *Conference SENATIK STT Adisutjipto Yogyakarta*, vol. 4, Nov. 2018, doi: 10.28989/senatik.v4i0.164.
- [2] D. A. Lubis, M. B. Johra, and G. Darmawan, "Peramalan Indeks Harga Konsumen dengan Metode Singular Spectral Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Jurnal Matematika "MANTIK,"* vol. 3, no. 2, pp. 74–82, Oct. 2017, doi: 10.15642/mantik.2017.3.2.74-82.
- [3] P. Utomo and A. Fanani, "Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," 2020.
- [4] A. D. Milniadi and N. O. Adiwijaya, "Analisis Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch)," *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi dan Pendidikan*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, May 2023, doi: 10.54443/sibatik.v2i6.798.
- [5] S. Suparyuti, "Analisis Performansi Quality Of Service Drop Call Pada Jaringan Telekomunikasi Berbasis Teknologi GSM (Global System for Mobile)," 2017.
- [6] B. A. Forouzan and S. C. Fegan, "Data Communications and Networking – Forouzan.fourth edition," 2007.
- [7] A. Pankratz, "Forecasting With Dynamic Regression Models," 1991.
- [8] M. Yusuf Fajar Z, "Implementasi Model SARIMA dan Algoritma Genetika pada Prediksi Produksi Minyak Bumi," 2020.
- [9] F. Nur Iman and D. Wulandari, "Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Long Short Term Memory," 2023. [Online].
- [10] D. Sanjaya and S. Budi, "Prediksi Pencapaian Target Kerja Menggunakan Metode Deep

- Learning dan Data Envelopment Analysis,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, Aug. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2678.
- [11] S. R. Putra, “Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Obyek Pada Citra,” 2015.
- [12] M. Q. Hendikawati and P. Walid, “Time Series Modelling of Stock Price By Modwt-Arima Method Semarang,” *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 8, no. 2, pp. 79–89, 2019.
- [13] R. Adhikari and R. K. Agrawal, “An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting,” 2013.
- [14] N. Darina, Widiarti, S. Laelatul Chasanah, and E. Setiawan, “Penerapan Metode Double Moving Average Dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Nilai Impor Barang Konsumsi Tahun 2017-2022,” 2024.
- [15] S. Haryadi, *TELECOMMUNICATIONS TRAFFIC: TECHNICAL AND BUSINESS CONSIDERATIONS Lantip Safari Media-2013-1st Edition*. 2012. [Online].