PETIR:Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

Sistem Prediksi Kebutuhan *Bandwidth* dengan *Machine Learning* Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)

Ananta Wicaksana[1]; Nugroho Suharto[1]; Galih Putra Riatma[1]*

[1] Program Studi Jaringan Telekomunikasi Digital,
Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

*Email : 2041160049@polinema.ac.id

ABSTRACT

The internet has become an essential need in various aspects of life, especially in public environments such as the Malang Creative Centre (MCC). However, bandwidth management at MCC is still performed manually, resulting inefficient allocation and a decline in service quality. Therefore, this research aims to design a bandwidth usage prediction system using the Long Short-Term Memory (LSTM) method to optimise bandwidth management at MCC. The LSTM method was selected because of its ability to learn patterns from historical data and generate accurate predictions. This research uses 80% training data and 20% test data, with the optimal LSTM model configuration consisting of 80 layers and 100 epochs, and optimisation using Adam. The evaluation results indicate a prediction accuracy rate of 82.39%, demonstrating that this model is reliable in predicting bandwidth usage on various floors and specified time periods . In conclusion, the LSTM-based prediction system provides a more precise and efficient solution for bandwidth management at MCC. This system not only reduces network operational costs but also enhances internet service quality for users and supports creative economic activities at MCC by providing adequate and efficient internet connections.

Keywords: *Machine Learning, Long Short Term Memory, LSTM, Mikrotik, Bandwidth Management.*

ABSTRAK

Internet telah menjadi kebutuhan esensial dalam berbagai aspek kehidupan, terutama di lingkungan publik seperti Malang Creative Center (MCC). Namun, pengelolaan bandwidth yang masih dilakukan secara manual di MCC menyebabkan alokasi yang tidak efisien dan berdampak pada kualitas layanan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem prediksi penggunaan bandwidth menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) guna mengoptimalkan manajemen bandwidth di MCC. Metode LSTM dipilih karena kemampuannya dalam mempelajari pola data masa lalu dan memberikan prediksi yang akurat. Penelitian ini menggunakan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%, dengan konfigurasi model LSTM yang optimal terdiri dari 80 lapisan dan 100 epoch, serta optimasi menggunakan Adam. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi prediksi sebesar 82,39%, yang menandakan bahwa model ini dapat diandalkan dalam memprediksi penggunaan bandwidth di berbagai lantai dan waktu yang telah ditentukan. Kesimpulannya, sistem prediksi berbasis LSTM ini menawarkan solusi untuk manajemen bandwidth yang lebih tepat dan efisien di MCC. Hal ini tidak hanya menghemat biaya operasional jaringan tetapi juga meningkatkan kualitas layanan internet bagi para pengguna, mendukung aktivitas ekonomi kreatif di MCC dengan menyediakan koneksi internet yang memadai dan efisien.

Kata kunci: *Machine Learning, Long Short Term Memory, LSTM, Mikrotik, Manajemen Bandwidth.*

PETIR:Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

1. PENDAHULUAN

Internet telah mengubah cara individu dan organisasi terlibat dengan dunia digital melalui teknologi seperti komputer, ponsel, dan iPad. Internet telah menjadi instrumen penting untuk mengakses layanan seperti email dan menjelajah World Wide Web. Internet telah berkembang pesat, yang mengakibatkan peningkatan permintaan bandwidth yang substansial, baik secara internasional maupun nasional.

Bandwidth mengukur kapasitas transfer data dari suatu sistem komunikasi, yang biasanya dinyatakan dalam bit per detik (bps). Bandwidth merupakan penentu penting kualitas layanan dan kinerja jaringan. Manajemen bandwidth yang efisien dapat menjamin layanan lalu lintas data berkualitas tinggi. Kebutuhan bandwidth pada dasarnya menunjukkan kapasitas koneksi. Peningkatan persyaratan bandwidth berkorelasi dengan peningkatan kinerja [3].

Terutama di lembaga atau tempat umum seperti gedung Malang Creative Centre [4]. Masalah yang relevan adalah kesesuaian teknologi distribusi bandwidth yang saat ini diterapkan dan keselarasannya dengan kebutuhan yang ada. Sangat penting untuk mengevaluasi apakah modifikasi pada distribusi bandwidth diperlukan untuk mengoptimalkan biaya yang terkait dengan sewa bandwidth, memastikan efektivitas dan efisiensi.

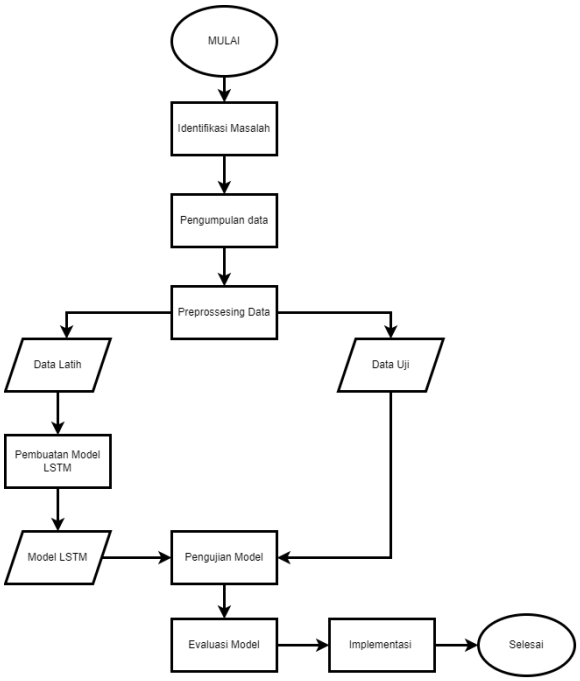
Saat ini, MCC masih menggunakan metode manual dalam pembagian *bandwidth*, di mana *bandwidth* sebesar 300 Mbps dibagi rata ke tujuh lantai. Padahal, penggunaan *bandwidth* di setiap lantai berbeda-beda, sehingga alokasi yang sama rata tersebut tidak optimal yang menimbulkan masalah efisiensi dan kualitas layanan yang diterima oleh pengguna di setiap lantai.

Mengingat harga *bandwidth* di Indonesia relatif lebih mahal dari Negara-negara Asia Tenggara yang lain [5], diperlukan analisis yang lebih mendalam tentang kebutuhan *bandwidth* yang harus disediakan oleh administrator jaringan untuk memastikan layanan koneksi internet pada gedung Malang Creative Center dapat beroperasi dengan baik, menghemat pengeluaran operasional untuk jaringan dan mendukung semua aktivitas para pelaku usaha ekonomi kreatif yang memerlukan jaringan dengan layanan yang memadai. Untuk membantu manajemen dalam menentukan alokasi *bandwidth* yang tepat, diperlukan sistem khusus yang mampu memprediksi penggunaan *bandwidth*. Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan jenis dari Recurrent Neural Network (RNN) dalam bidang *Machine Learning* [6], dapat diaplikasikan sebagai alternatif metode lain seperti *Backpropagation* [7]. LSTM dapat dijadikan pilihan karena kemampuannya dalam mempelajari dan menganalisis pola data masa lalu serta mencari fungsi yang dapat menghubungkan pola tersebut dengan hasil yang diinginkan saat ini, sehingga dapat memberikan prediksi yang akurat untuk kebutuhan *bandwidth* di gedung Malang Creative Center.

2. METODE PENELITIAN

Menjadi penelitian kuantitatif dengan harapan hasil penelitian dapat bermanfaat bagi akademisi dan Administrator jaringan Malang Creative Center pada khususnya. Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian yang dilaksanakan di Malang Creative Center.

Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Bagaimana mendesain sistem metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam *Machine Learning* untuk memprediksi kebutuhan *bandwidth* internet pada Malang Creative Center.

2.2 Pengumpulan Data

Tahap ini dilakukan untuk mengumpulkan data dan informasi dari jurnal ilmiah yang berkaitan dengan prediksi bandwidth [14][15][16] dan metodologi recurrent neural network (RNN). Penelitian ini menggunakan teknik Long Short Term Memory (LSTM).

Pada tahap ini, pengumpulan data bandwidth dilakukan di Malang Creative Centre. Data diperoleh sebagai statistik lalu lintas historis kumulatif dari router Mikrotik. Data yang diperoleh berfungsi sebagai input untuk penelitian yang menggunakan pendekatan LSTM. Pengumpulan data bandwidth bersumber dari program yang dikenal sebagai Grafana. Grafana menampilkan data metrik yang dikumpulkan dari Prometheus [8].

2.3 Preprocessing Data

Sebelum data histori *bandwidth* dimasukkan ke dalam model LSTM, harus dilakukan preprocessing data perlu dilakukan untuk mempermudah melakukan prediksi. Langkah-langkah Preprocessing data mencakup: Filterisasi data, normalisasi data, komposisi dataset.

2.4 Pembuatan Model LSTM

Proses ini melibatkan beberapa tahapan penting sebelum dapat digunakan untuk memprediksi penggunaan *bandwidth* dengan data uji. Tahapannya termasuk inisialisasi parameter dan pelatihan model LSTM. Inisialisasi parameter bertujuan untuk menetapkan jumlah *layer*, dan jumlah epoch[9].

2.5 Pengujian Model

Setelah definisi parameter pada tahap sebelumnya, fase berikutnya melibatkan pelatihan jaringan LSTM. Hasil dari pelatihan ini adalah model LSTM yang dicirikan oleh variasi nilai bobot, epoch, dan lapisan yang menghasilkan kesalahan minimal, yang memungkinkan penerapannya dalam fase prediksi menggunakan data uji.

2.6 Evaluasi

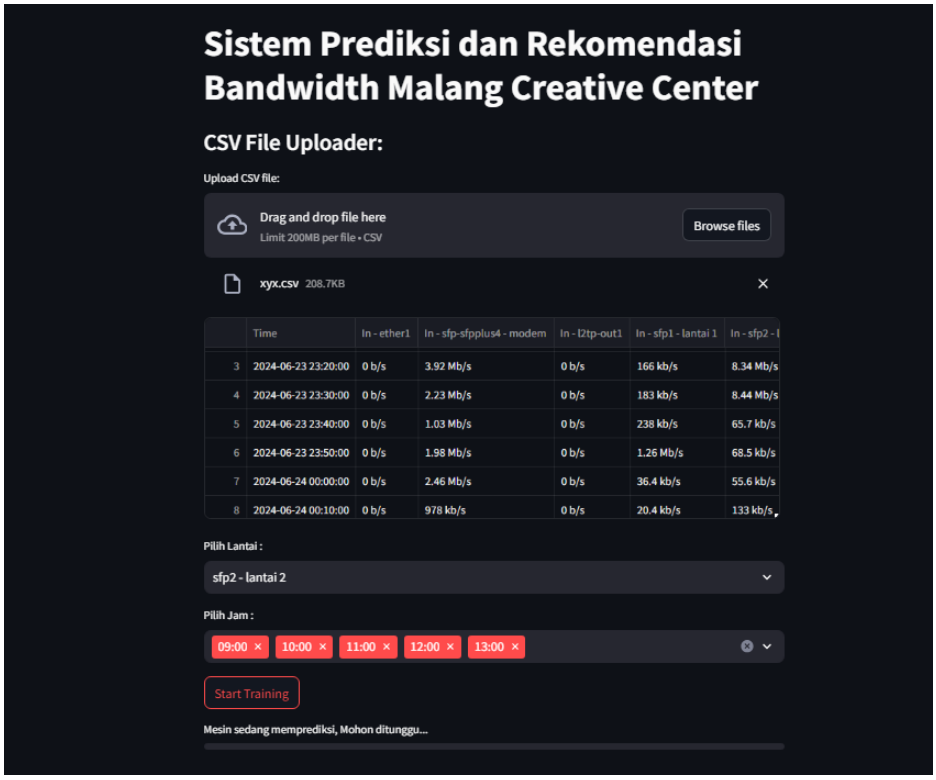
PETIR:Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

Evaluasi model Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan langkah penting dalam memastikan bahwa model yang telah dilatih dapat memberikan prediksi yang akurat dan andal[10]. Dalam penelitian ini, metrik utama yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model adalah *Mean Absolute Error* (MAE). Perhitungan MAE ditunjukkan dalam persamaan 1.

$$\mathbf{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} = |(\overline{Y}_i - Y_i) \quad (1)$$

2.7 Implementasi

Setelah praperlakuan dan evaluasi data untuk menilai kumpulan data permintaan lebar pita yang diproyeksikan, peneliti mengembangkan antarmuka pengguna grafis (GUI) yang mudah dinavigasi. Aplikasi ini dibangun berdasarkan hasil uji dari fase sebelumnya. Hasil dari pengembangan GUI adalah sistem berbasis web. Sistem ini menyediakan rekomendasi kepada pengguna untuk mengevaluasi persyaratan lebar pita dengan memasukkan kumpulan data, yang kemudian diproses oleh sistem [11]. Gambar 2 mengilustrasikan tampilan Streamlit.



Gambar 2. Tampilan Streamlit

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Mitra Malang Creative Center yang beralamat di Jl. Ahmad Yani No.53, Kec. Blimbing, Kota Malang menjadi tempat penelitian. Pengambilan data dan penempatan sistem berada di Control Room yang berada di Lantai 1 gedung Malang Creative Center.

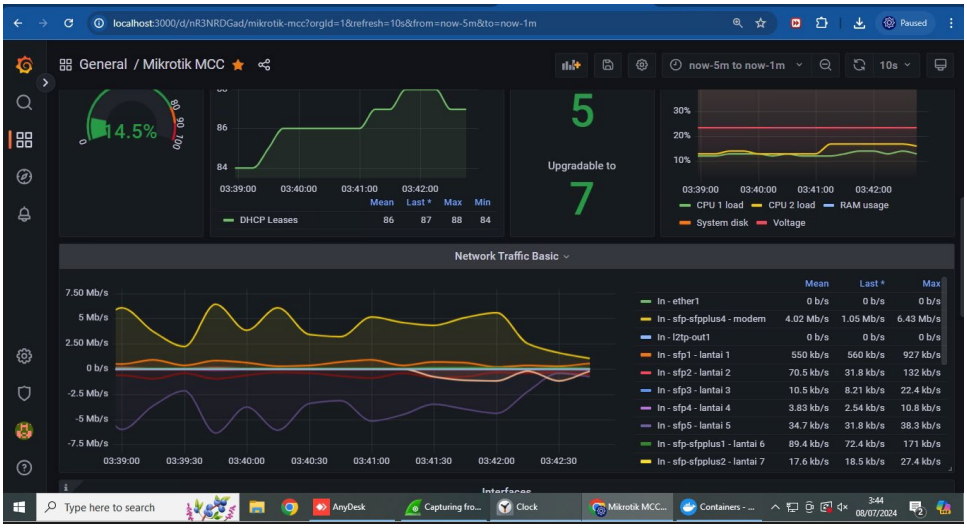
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

A. Grafana dan Prometherus

Grafana digunakan untuk membuat dashboard yang menampilkan berbagai metrik dalam bentuk grafik panel, tabel, statistik tunggal, gauge D3, dan teks. Dashboard ini dirancang agar dapat beroperasi secara *real-time* dan memberikan tampilan yang mudah dipahami oleh pengguna.

Prometheus berfungsi sebagai sistem pemantauan dan pengumpulan metrik. Data yang dikumpulkan oleh Prometheus meliputi berbagai indikator kinerja jaringan yang relevan, seperti penggunaan *bandwidth*, latensi, dan throughput. Data ini kemudian diekspor ke Grafana untuk divisualisasikan. Sistem ini dijalankan di lingkungan Docker pada Windows. Penggunaan Docker memungkinkan isolasi dan pengelolaan kontainer yang menjalankan Grafana dan Prometheus, sehingga memudahkan proses pengaturan, pemeliharaan, dan skalabilitas sistem[12].

Gambar 2 merupakan hasil pembuatan sistem monitoring dan pengambilan data dengan aplikasi Grafana.



Gambar 3. Tampilan Grafana

Pengujian *scraping* dilakukan menggunakan Prometheus pada port 9090 untuk memastikan keandalan dan efisiensi pengumpulan data dari router dengan IP 10.10.1.1 melalui SNMP exporter. Pengujian ini menggunakan dua query utama:

Untuk memeriksa status up dan down dari perangkat Mikrotik menggunakan query :

```
(up{job="Mikrotik"}[5m])                                    (2)
```

Untuk menghitung rata-rata durasi *scraping* Mikrotik menggunakan query:

```
avg_over_time(scrape_duration_seconds{job="Mikrotik"}[5m])      (3)
```

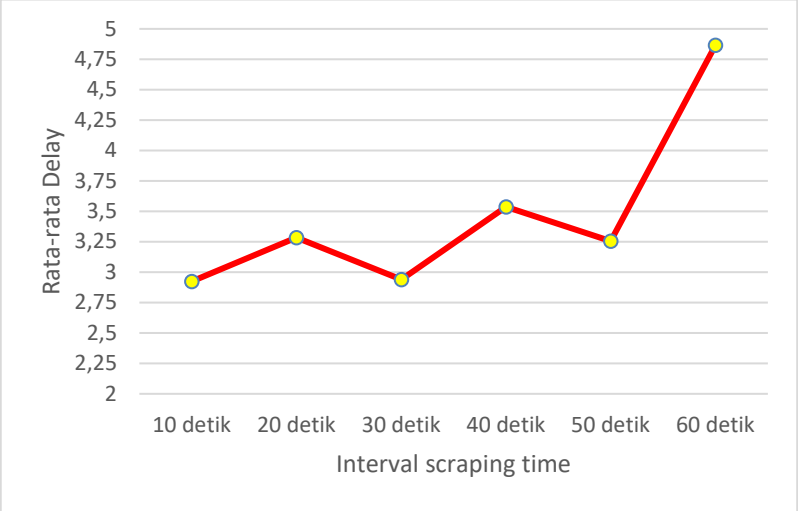
Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian *scraping* data Prometheus dari SNMP Exporter.

PETIR:Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

Tabel 1. Pengujian *scraping*

Interval Scraping *time*	Timeout	Up Instance	Down Instance	Rata-rata *Delay* Scraping (detik)
10 detik	10 detik	19	1	2,92416
20 detik	10 detik	18	2	3,28359
30 detik	10 detik	19	1	2,93886
40 detik	10 detik	18	2	3,53817
50 detik	10 detik	19	1	3,25431
60 detik	10 detik	19	1	4,86672

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 1, dilakukan percobaan 6 kali dengan *interval* 10 detik di setiap pengujiannya, dan untuk *time*out semua diatur dengan durasi default 10 detik sehingga memperoleh nilai rata-rata *delay* total yaitu 3,467635. Dari hasil tersebut, dapat dipaparkan kedalam sebuah grafik sebagai berikut:



Gambar 4. Kurva *scraping time*

Pengujian dengan nilai rata-rata *delay* terkecil yaitu 2.92416 pada *interval scraping time* 10 detik. Parameter *scraping time* 10 detik dipilih sebagai acuan untuk memperoleh data secara maksimal dari SNMP Exporter.

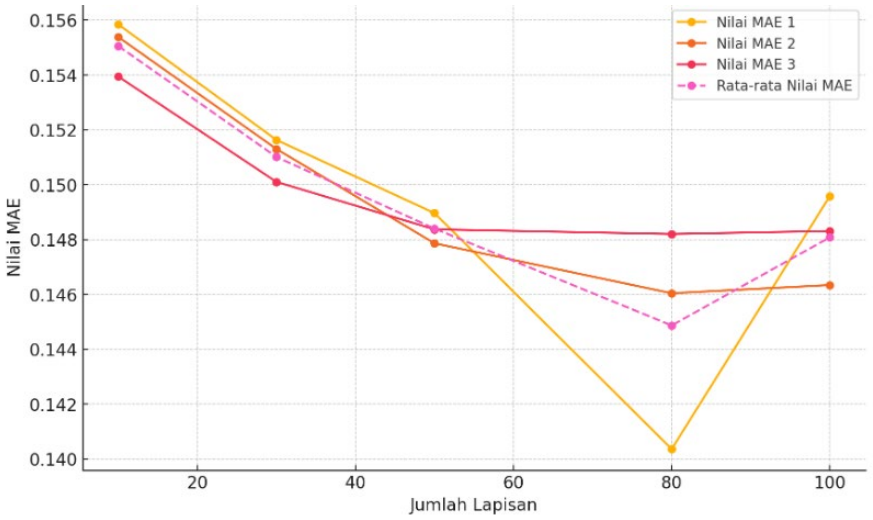
B. Komposisi Dataset

Tujuan dari pembuatan data pelatihan adalah untuk meningkatkan kinerja LSTM selama pengujian dengan data uji [13]. Studi ini menggunakan 80% data untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Data pelatihan yang telah disiapkan digunakan dalam fase pelatihan, di mana pendekatan LSTM digunakan untuk mengembangkan model yang kemudian akan dievaluasi menggunakan data uji. Metode ini dilakukan secara berulang hingga model yang menunjukkan akurasi optimal teridentifikasi, yang selanjutnya digunakan untuk tujuan prediktif.

C. Pengujian Layer LSTM

Setelah data dipartisi menjadi set pelatihan dan pengujian, fase berikutnya melibatkan penetapan parameter awal yang diperlukan untuk LSTM. Ini melibatkan penentuan kuantitas neuron (lapisan tersembunyi) dan jumlah periode untuk iterasi dalam jaringan LSTM. Selanjutnya, fase pelatihan jaringan LSTM dapat dimulai. Membandingkan berbagai faktor sangat penting untuk mengembangkan model optimal yang mampu memberikan prediksi yang tepat [13].

Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632



Gambar 5. Pengujian Layer LSTM

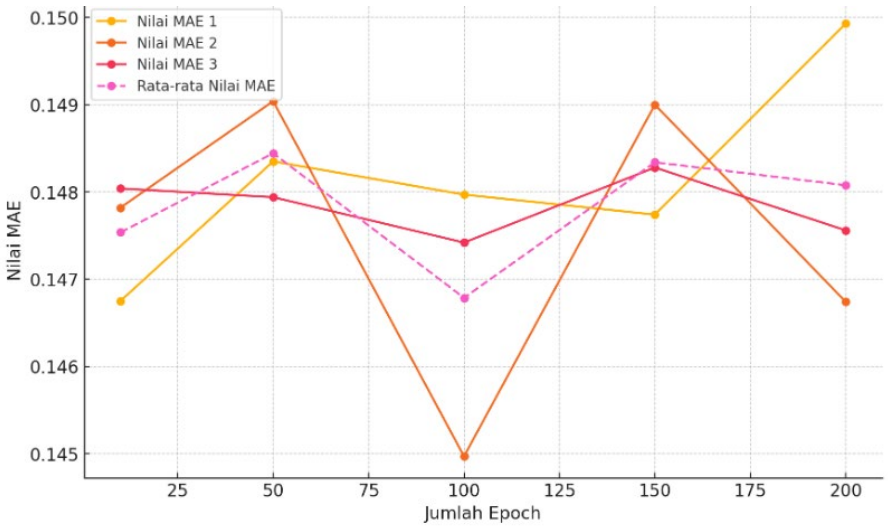
Dari hasil pengujian pada lapisan LSTM yang ditampilkan pada kurva grafik Gambar 5, nilai MAE (*Mean Absolute Error*) pada 10 lapisan untuk ketiga percobaan (1, 2, dan 3) cukup tinggi, dengan rata-rata nilai MAE sebesar 0,1551. Saat jumlah lapisan meningkat menjadi 30, nilai MAE menurun, dengan rata-rata nilai MAE menjadi 0,1510. Penurunan ini berlanjut hingga 50 lapisan, di mana rata-rata nilai MAE mencapai 0,1484. Pada 80 lapisan, terjadi penurunan lebih tajam pada nilai MAE, terutama pada percobaan pertama, yang mengakibatkan rata-rata nilai MAE turun menjadi 0,1449. Namun, setelah 100 lapisan, nilai MAE kembali meningkat sedikit dan stabil, dengan rata-rata nilai MAE sekitar 0,1481.

Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah lapisan LSTM cenderung meningkatkan akurasi model hingga titik optimal sekitar 80 lapisan, di mana model mencapai kinerja terbaiknya dengan nilai MAE terendah. Dengan demikian, untuk penelitian yang selanjutnya jumlah lapisan 80 dipertahankan dan digunakan untuk uji parameter yang lain.

D. Pengujian Epoch

Dalam penelitian ini, jumlah epoch yang akan digunakan untuk percobaan adalah 200, 300, dan 400 dengan optimasi Adam. Untuk menentukan jumlah epoch, dan optimasi yang tepat, nilai *error* terkecil akan digunakan, di mana nilai *error* yang dipakai oleh peneliti diukur menggunakan persamaan MAE (*Mean Absolute Error*).

PETIR:Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika
Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632



Gambar 6. Pengujian Epoch

Dari hasil pengujian pada epoch lstm yang ditampilkan pada kurva grafik Gambar 6, nilai MAE (*Mean Absolute Error*) menunjukkan fluktuasi seiring dengan peningkatan jumlah epoch. Pada 10 epoch, nilai MAE untuk ketiga percobaan (1, 2, dan 3) cukup konsisten dengan rata-rata nilai MAE sebesar 0,1475. Saat jumlah epoch meningkat menjadi 50, rata-rata nilai MAE sebesar 0,1484. Pada 100 epoch, terjadi penurunan pada nilai MAE, terutama pada percobaan kedua, yang mengakibatkan rata-rata nilai MAE turun menjadi 0,1468. Setelah 150 epoch, nilai MAE kembali meningkat dan stabil hingga 200 epoch, dengan rata-rata nilai MAE sekitar 0,148. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch tidak selalu berbanding lurus dengan peningkatan akurasi model, dan terdapat titik optimal pada sekitar 100 epoch dimana model mencapai kinerja terbaiknya dengan nilai MAE terendah.

Jumlah epoch yang telalu sedikit mengakibatkan jaringan yang terbentuk bersifat terlalu umum artinya kemampuan jaringan dalam mengenali pola terlalu sedikit atau tidak ada sama sekali atau biasa disebut kondisi *underfitting*. Jumlah epoch yang terlalu banyak dapat mengakibatkan jaringan mengalami kondisi *overfit* atau jaringan terlalu bersifat terlalu spesifik terhadap data pelatihan[13]. Kondisi epoch yang optimal berada pada 100 epoch yang nantinya dijadikan acuan dalam membangun model LSTM.

E. Pengujian kinerja sistem

Pada subbab ini, dilakukan pengujian kinerja sistem antarmuka menggunakan platform Streamlit. Pengujian dilakukan pada lantai 2 sampai dengan lantai 7 di Malang Creative Center untuk memberikan rekomendasi kecepatan transfer data selama periode waktu tertentu. Peneliti menggunakan waktu *interval* 3 jam dimulai pukul 08.00 sampai 20.00 sesuai jam kerja operasional di MCC[4].

Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

1) Lantai 2

Tabel 1. Pengujian lantai 2

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	3,37	2,89	0,59	1,25	2,89	78,91
Download	36,66	23,12	7,75	13,03	23,12	75,48
Rata-rata						**77,19**

2) Lantai 3

Tabel 2. Pengujian lantai 3

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	0,72	0,70	0,24	0,35	0,70	82,32
Download	3,26	2,83	1,18	2,70	2,83	76,38
Rata-rata						**79,35**

3) Lantai 4

Tabel 3. Pengujian lantai 4

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	0,51	0,56	0,15	0,41	0,56	86,75
Download	1,55	1,85	0,24	1,27	1,85	80,16
Rata-rata						**83,46**

4) Lantai 5

Tabel 4. Pengujian lantai 5

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	0,84	0,86	0,24	0,44	0,86	91,71
Download	3,46	4,57	1,48	1,99	4,57	79,43
Rata-rata						**85,57**

5) Lantai 6

Tabel 5. Pengujian lantai 6

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	0,67	1,31	0,29	0,65	1,31	89,09
Download	6,42	6,24	2,67	6,19	6,24	82,45
Rata-rata						**85,77**

6) Lantai 7

Tabel 6. Pengujian lantai 7

Trafik	Data prediksi kecepatan (Mbps)					Akurasi (%)
	08.00	11.00	14.00	17.00	20.00	
Upload	0,42	0,52	0,96	0,37	0,52	77,99
Download	4,01	3,98	3,00	2,28	3,98	88,02
Rata-rata						**83,01**

Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa model LSTM yang dirancang untuk memprediksi kebutuhan *bandwidth* di Malang Creative Center memiliki komposisi optimal dengan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Model ini menggunakan 80 lapisan LSTM, 100 epoch, serta optimasi Adam, yang menghasilkan prediksi lebih akurat dengan tingkat akurasi mencapai 82,39%. Implementasi sistem prediksi ini dilakukan melalui aplikasi antarmuka Streamlit, yang memberikan rekomendasi limitasi *bandwidth* untuk lantai 2 hingga lantai 7 pada waktu tertentu.

Saran untuk pengembangan lebih lanjut mencakup perbandingan kinerja model LSTM dengan model machine learning lainnya seperti Random Forest, SVM, atau model neural network lainnya, untuk menemukan model yang lebih efisien atau akurat. Selain itu, integrasi sistem prediksi dengan perangkat MikroTik secara otomatis dapat membantu penyesuaian *bandwidth* secara real-*time*. Terakhir, perluasan parameter evaluasi seperti cuaca atau jumlah pengguna aktif diharapkan dapat meningkatkan presisi prediksi terhadap fluktuasi penggunaan *bandwidth* yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. R. M. M. Q. Sawehli, Apu High-Speed Internet Access: A Literature Review., Jurnal of Critical Reviews, 2020.

[2] A. A. J. &. S. O. Adekitan, Data mining approach for predicting the daily Internet data traffic of a smart university., Journal of Big Data, 2019.

[3] C. A. S. I. L. S. &. K. J. Hayat, "Modeling of Prediction *Bandwidth* Density with *Backpropagation* Neural Network (BPNN) Methods.," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,* 2020.

[4] MCC, 2024. [Online]. Available: https://mcc.or.id.

[5] Pratnyawan, "Dibanding Negara Asia Tenggara Lain, Tarif Internet Indonesia Mahal.," Suara.com, 18 April 2019. [Online]. Available: https://www.suara.com/tekno/2019/04/18/162222/dibanding-negara-asia-tenggara-lain-tarif-internet-indonesia-mahal?page=all. [Diakses 28 05 2023].

[6] P. A. O. D. S. &. K. Qori, "Analisis Peramalan dengan *Long Short Term Memory* pada Data Kasus Covid-19 di Provinsi Jawa Tengah," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika,* vol. 5, pp. 752-758, 2022.

[7] Efrian, "Prediksi Tingkat Kebutuhan *Bandwidth* Jangka Panjang Menggunakan Metode Algortima *Backpropagation*," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis,* vol. Vol. 4 No. 1 Januari 2022, 2022.

[8] D. A. H. &. R. I. Rahman, "Monitoring server dengan prometheus dan grafana serta notifikasi telegram.," JITSI: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi, vol. 1.4, pp. 133-138, 2020.

[9] S. W. d. H. Y. K. Lee, "Stock Market Forecasting with Super-High Dimensional Time-Series Data Using ConvLSTM, Trend Sampling, and Specialized Data Augmentation.," Expert Systems with Applications, 2020.

[10] L. J. Z. A. J. H. A. A.-D. Y. D. O. A. J. S. M. A. F. M. A.-A. d. L. F. Alzubaidi, "Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Direction," Journal of Big Data, 2021.

Vol. 18, No.2, Oktober 2026, P-ISSN 1978-9262, E-ISSN 2655-5018
DOI: https://doi.org/10.33322/petir.v18i2.2632

[11] M. I. A. Yulianto, "MEMBUAT APLIKASI WEB SAINS DATA DENGAN MUDAH MENGGUNAKAN STREAMLIT," Jurusan Informatika UII Yogyakarta, 15 March 2021. [Online]. Available: https://informatics.uii.ac.id/2021/03/15/streamlit-membuat-aplikasi-web-sains-data/. [Diakses 10 March 2024].

[12] Johansyah, "Analisis Performa Load Balancer Nginx menggunakan Docker pada Website Company Profile," 2023.

[13] M. F. Ramadhan, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode *Long Short Term Memory*," 2024.

[14] J. Cahyani, "Implementasi Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi, Vol. %1 dari %2Vol. 11, No. 2, April 2023, 2023.

[15] K. Kousias, "*Long Short Term Memory* Networks for *Bandwidth* Forecasting in Mobile Broadband Networks under Mobility," 2020.

[16] L. N. I. Afida, Forecasting Temperature Menggunakan LSTM, Malang: Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, 2022.