

Pengembangan Sistem Prediksi Pendapatan Usaha Barbershop Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM)

¹Ilma Ma'rifatul Qur'ana, ²Ahmad Bagus Setiawan, ³Intan Nur Farida

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹ilmamarifatulqurana@gmail.com, ²ahmadbagus@unpkediri.ac.id,
³Intannf@unpkediri.ac.id

³Intannf@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Ilma Ma'rifatul Qur'ana

Abstrak— Usaha barbershop merupakan salah satu sektor jasa yang terus berkembang seiring meningkatnya kebutuhan masyarakat terhadap layanan perawatan rambut dan gaya hidup modern. Pengelolaan pendapatan yang masih dilakukan secara manual menyebabkan pemilik usaha mengalami kesulitan dalam menganalisis pola pendapatan serta memperkirakan pendapatan pada periode mendatang. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi pendapatan usaha barbershop berbasis website menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Sistem dikembangkan menggunakan model Waterfall dengan memanfaatkan Python, Streamlit, *TensorFlow*, dan SQLite. Data penelitian berupa transaksi pendapatan harian yang diolah melalui tahapan preprocessing, normalisasi, pelatihan model, dan evaluasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mengelola transaksi harian, melakukan pelatihan model, menampilkan hasil prediksi, serta menghasilkan laporan pendapatan secara otomatis. Berdasarkan hasil evaluasi model diperoleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 125.984, *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 166.939, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 17,76%, dan tingkat akurasi sebesar 82,2%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode LSTM mampu mempelajari pola historis pendapatan dan menghasilkan prediksi yang cukup baik sehingga dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan pada usaha barbershop.

Kata Kunci— Barbershop, LSTM, Prediksi, Machine Learning, Time Series

Abstract— *The barbershop business is a service sector that continues to grow along with the increasing public demand for hair care services and modern lifestyles. Revenue management is still done manually, causing business owners to experience difficulties in analyzing revenue patterns and estimating revenue in the future period. This study aims to develop a website-based barbershop revenue prediction system using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. The system was developed using the Waterfall model utilizing Python, Streamlit, TensorFlow, and SQLite. The research data consists of daily revenue transactions that are processed through the stages of preprocessing, normalization, model training, and prediction evaluation. The results show that the system is able to manage daily transactions, conduct model training, display prediction results, and generate revenue reports automatically. Based on the results of the model evaluation, the Mean Absolute Error (MAE) value is 125,984, Root Mean Square Error (RMSE) is 166,939, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) is 17.76%, and an accuracy level of 82.2%. These results demonstrate that the LSTM method is capable of learning historical revenue patterns and producing sufficiently good predictions that it can be used to support decision-making in barbershop businesses.*

Keywords— Barbershop, Deep Learning, LSTM, Revenue Prediction, Time Series

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Usaha barbershop merupakan salah satu usaha jasa yang berkembang di Indonesia, salah satu bidang usaha jasa khusus perawatan rambut pria maupun wanita, yang terus meningkatnya kesadaran dalam gaya hidup masyarakat yang modern. Persaingan industri jasa yang semakin ketat menuntut para pelaku usaha untuk mampu mengambil keputusan operasional secara cepat, taktis, dan berbasis data. Pendapatan harian menjadi indikator performa utama bagi keberlanjutan bisnis barbershop, namun pada realitasnya, pengelolaan keuangan sering kali mengalami fluktuasi yang tidak menentu [1]. Hal ini disebabkan oleh beragamnya jenis layanan yang dipilih pelanggan, mulai dari pangkas rambut standar, pewarnaan rambut, hingga layanan khusus seperti *dreadlock* dan *cornrow*, di mana setiap jenis layanan memiliki tarif yang bervariasi. Selain itu, lonjakan pelanggan umumnya terkonsentrasi pada waktu-waktu tertentu seperti akhir pekan, musim liburan, atau masa promosi khusus.

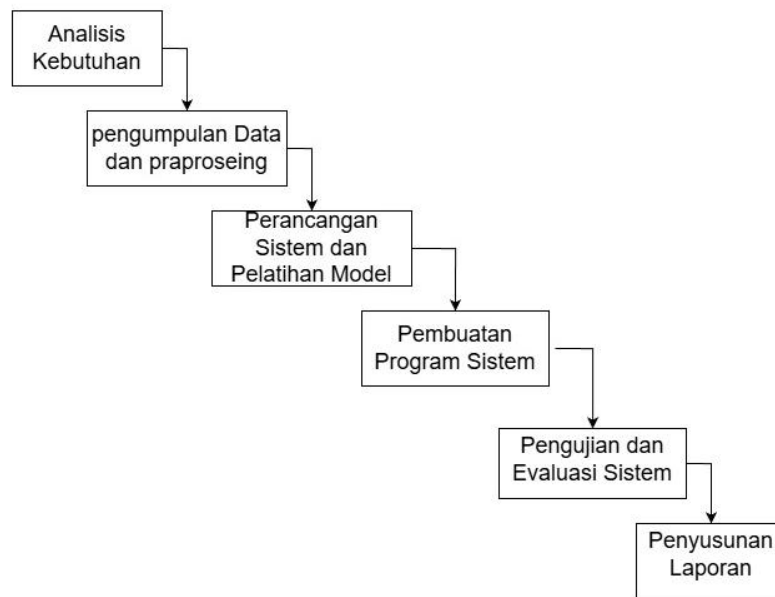
Hingga saat ini, sebagian besar pelaku usaha barbershop ini masih menggunakan pencatatan transaksi secara manual pada buku [2]. Dalam metode manual ini memiliki keterbatasan besar karena tidak mampu dalam menyajikan gambaran pada pola pendapatan secara menyeluruh, baik berupa tren kenaikan/penurunan jangka panjangnya maupun pergeseran musiman secara berkala. Dan dampaknya, pemilik usaha ini mengalami kesulitan dalam memproyeksikan pendapatan untuk periode mendatang, yang dapat memicu ketidakpastian dalam manajemen operasional seperti pengaturan jadwal kerja capster, pengadaan bahan perawatan rambut, hingga estimasi operasional harian.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pemanfaatan teknologi komputasional berbasis Machine Learning dan Deep Learning menawarkan solusi prediktif yang andal. Salah satu algoritma Deep Learning yang sangat efektif dalam menangani data berurutan waktu (time series) adalah metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) [3]. LSTM dibekali mekanisme memori internal yang mampu mengatasi kelemahan vanishing gradient pada Recurrent Neural Network (RNN) konvensional, sehingga sangat piawai dalam menangkap dependensi temporal jangka panjang maupun fluktuasi jangka pendek dari data historis [4]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah sistem prediksi pendapatan barbershop berbasis website yang mengintegrasikan metode LSTM dengan basis data SQLite. Melalui sistem ini, pemilik usaha dapat mencatat transaksi harian secara terstruktur sekaligus melihat visualisasi grafik prediksi pendapatan masa depan guna mendukung transformasi digital dan efisiensi manajemen operasional berbasis data [5].

II. METODE

1. Tahap Penelitian

Penelitian ini menerapkan kerangka kerja terstruktur untuk menjamin keakuratan sistem yang dibangun. Alur metodologi penelitian terdiri dari beberapa tahapan utama, yang diawali dengan pengumpulan data historis transaksi harian langsung dari objek barbershop terkait. Proses pengembangan perangkat lunak website mengadopsi model Waterfall yang meliputi tahapan analisis kebutuhan, perancangan sistem, penulisan kode program (coding), serta pengujian fungsional [6].



Gambar 2.1. Diagram Alur

2. Metode Long Short-Term Memory (LSTM)

Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola data time series dan menyimpan informasi jangka panjang melalui mekanisme gate seperti *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*[7].

Metode ini memiliki mekanisme memori yang mampu menyimpan informasi penting dalam jangka panjang sehingga cocok digunakan pada data time series seperti prediksi pendapatan usaha.

Pada penelitian ini, data transaksi harian terlebih dahulu melalui tahap preprocessing seperti pembersihan data, pengurutan berdasarkan waktu, dan normalisasi data sebelum dilakukan proses training model. Berikut mekanisme utama prediksi deret waktu diimplementasikan melalui algoritma LSTM yang menggunakan gate.

$$\text{Forget Gate (ft)} \quad ft = \sigma(Wf \cdot xt + Uf \cdot ht - 1 + bf) \quad (1)$$

$$\text{Input Gate (it)} \quad it = \sigma(Wi \cdot xt + Ui \cdot ht - 1 + bi) \quad (2)$$

$$\text{Candidate Gate (c)} \quad C \sim t = \tanh(Wc \cdot xt + Uc \cdot ht - 1 + bc) \quad (3)$$

$$\text{Update Cell State} \quad Ct = ft \cdot Ct - 1 + it \cdot C \sim t \quad (4)$$

$$ot = \sigma(Wo \cdot xt + Uo \cdot ht - 1 + bo) \quad (5)$$

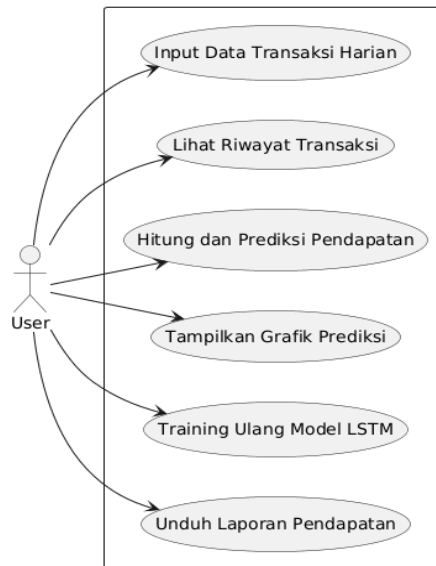
$$\text{Output Gate} \quad ht = ot \cdot \tanh(Ct) \quad (6)$$

Nilai awal hidde
 state dan cell statate $h_0 = 0, C_0 = 0$
 di tetapkan

(7)

A. Desain Sistem

1. Use Case Diagram

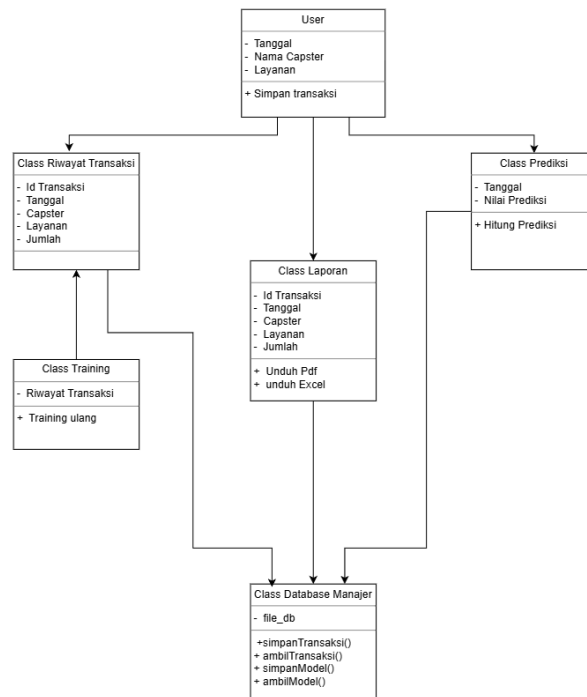


Gambar 2.2 Use Case Diagram Aplikasi Sistem Prediksi Pendapatan Barbershop

1. Analisis Kebutuhan Tahap awal untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem yang akan dibangun. Pada penelitian ini dilakukan analisis terhadap kebutuhan pengguna, kebutuhan data, perangkat lunak, serta fitur-fitur yang diperlukan dalam sistem prediksi pendapatan barbershop.
2. Pengumpulan Data dan Praprosesing Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data transaksi harian barbershop yang akan digunakan sebagai data penelitian. Setelah data terkumpul, dilakukan praprosesing seperti pembersihan data, pengecekan data kosong, pengurutan data berdasarkan waktu, dan normalisasi data agar siap digunakan dalam proses pelatihan model.
3. Perancangan Sistem dan Pelatihan Model Tahap ini meliputi perancangan arsitektur sistem, desain antarmuka, serta perancangan basis data. Selain itu dilakukan pelatihan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) menggunakan data yang telah diproses untuk menghasilkan model prediksi yang mampu mempelajari pola pendapatan dari waktu ke waktu.
4. Pembuatan Program Sistem Pada tahap ini hasil perancangan diimplementasikan menjadi aplikasi berbasis website. Fitur-fitur seperti pengelolaan data transaksi, pelatihan model, prediksi pendapatan, visualisasi grafik, dan laporan diintegrasikan ke dalam sistem.
5. Pengujian dan Evaluasi Sistem Setelah sistem selesai dibuat, dilakukan pengujian untuk memastikan seluruh fungsi berjalan sesuai kebutuhan. Selain itu dilakukan evaluasi terhadap hasil prediksi menggunakan metrik pengukuran seperti RMSE, MAE, dan MAPE untuk mengetahui tingkat akurasi model yang digunakan.

6. Penyusunan Laporan Tahap terakhir adalah menyusun laporan penelitian yang berisi latar belakang, metodologi, hasil implementasi, pengujian, evaluasi sistem, serta kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan.

2. Class Diagram



Gambar 2.3 Class Diagram

pada Gambar 2.3 merupakan Class Diagram Sistem Prediksi Pendapatan Barbershop Berbasis Website yang menggambarkan hubungan antar bagian sistem. Kelas User digunakan untuk memasukkan data transaksi seperti tanggal, nama capster, dan layanan.

Data tersebut kemudian disimpan pada Class Riwayat Transaksi yang berisi informasi transaksi harian. Data riwayat transaksi digunakan oleh Class Prediksi untuk menghitung prediksi pendapatan menggunakan metode LSTM, serta digunakan oleh Class Training untuk melakukan training ulang model ketika ada data baru. Selanjutnya, Class Laporan digunakan untuk menampilkan dan mengunduh laporan dalam bentuk PDF atau Excel.

Seluruh data transaksi dan model prediksi dikelola oleh Class Database Manajer yang berfungsi menyimpan dan mengambil data dari database. Secara keseluruhan, diagram ini menunjukkan alur sistem mulai dari input transaksi, proses prediksi, training model, hingga pembuatan laporan pendapatan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Analisis Performa Model LSTM

Tahap pengujian model dilakukan menggunakan data dari total dataset transaksi pendapatan harian barbershop. Evaluasi performa model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi pendapatan yang dihasilkan sistem.

Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM menghasilkan nilai MAE sebesar 125,984, RMSE sebesar 166,939, MAPE sebesar 17.76%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara hasil prediksi dengan data pendapatan aktual relatif kecil sehingga model mampu menghasilkan prediksi yang cukup baik. Semakin kecil nilai MAE dan RMSE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model dalam memprediksi pendapatan usaha barbershop [8].

Meskipun model telah menunjukkan performa yang stabil, masih terdapat beberapa perbedaan hasil prediksi pada hari-hari tertentu yang disebabkan oleh fluktuasi pendapatan harian. Kondisi tersebut dipengaruhi oleh faktor seperti jumlah pelanggan, layanan yang digunakan, hari libur, dan jam operasional barbershop yang berubah-ubah. Namun secara keseluruhan, model LSTM sudah mampu mengikuti pola tren pendapatan harian dengan cukup baik sehingga dapat membantu pemilik usaha dalam melakukan estimasi pendapatan di periode berikutnya.

tabel 3. 1 Hasil Evaluasi Model LSTM

Metrik Evaluasi	Nilai Error
Mean Absolute Error (MAE)	125,984
Root Mean Square Error (RSME)	166,939
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	17.76%.
Akurasi	82,2%

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian yang menyatakan bahwa metode LSTM memiliki performa yang baik dalam memprediksi data time series karena mampu mengenali pola historis dan tren data secara efektif. Selain itu, penelitian Pratama dan Sanjaya juga menjelaskan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi yang stabil dengan tingkat error yang rendah setelah dilakukan proses pelatihan dan penyesuaian parameter model.

2. Analisis Proses Pelatihan Deep Learning

Proses training model dilakukan menggunakan TensorFlow dan Keras dengan optimizer Adam dan fungsi *Root Mean Squared Error* (RMSE) [9]. Penggunaan optimizer Adam membantu model dalam menyesuaikan learning rate secara otomatis sehingga proses training menjadi lebih stabil.

Model dilatih menggunakan beberapa layer LSTM yang bertujuan untuk mempelajari pola historis pendapatan harian. Selain itu, penggunaan EarlyStopping membantu mengurangi

risiko overfitting dengan menghentikan training ketika model tidak lagi mengalami peningkatan performa.

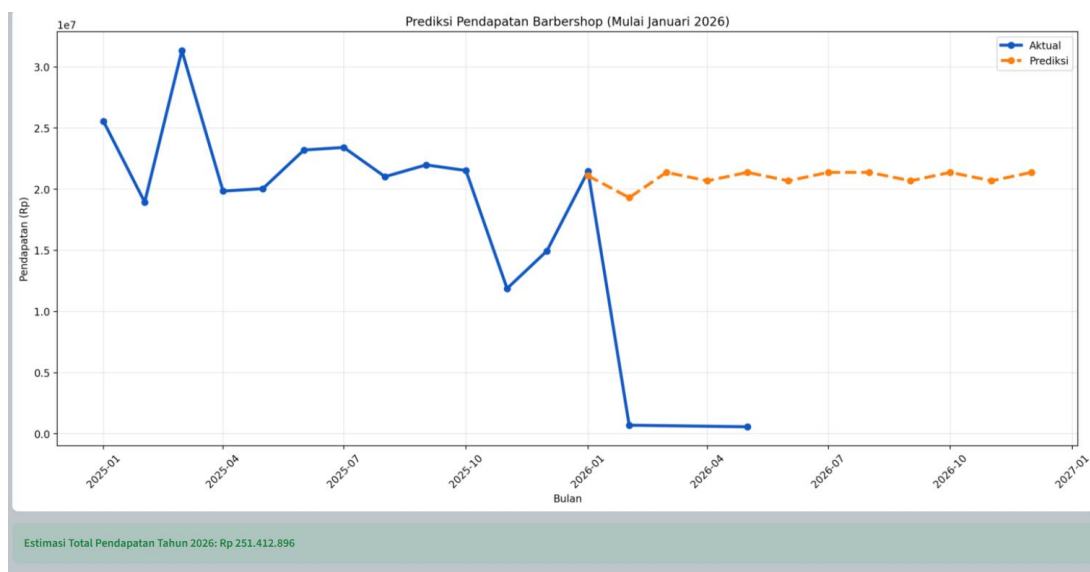
Karakteristik utama LSTM yang memiliki mekanisme memori memungkinkan model menyimpan informasi penting dari pola pendapatan sebelumnya dan mengabaikan noise yang tidak relevan sehingga hasil prediksi menjadi lebih baik [10].

3. Grafik Aktual dan prediksi Model

Grafik perbandingan data aktual dan hasil prediksi digunakan untuk melihat kemampuan model LSTM dalam mengikuti pola pendapatan harian barbershop. Grafik menunjukkan hubungan antara data pendapatan asli dengan hasil prediksi model setelah proses training dilakukan.

Berdasarkan hasil pengujian, garis prediksi model menunjukkan pola yang relatif mendekati data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu mempelajari pola historis pendapatan dan mengenali tren naik maupun turun pada data transaksi harian. Semakin dekat garis prediksi dengan garis aktual, maka semakin baik performa model dalam melakukan estimasi pendapatan.

Meskipun terdapat beberapa perbedaan pada titik tertentu akibat fluktuasi pendapatan harian, secara keseluruhan model mampu menghasilkan prediksi yang cukup stabil. Hal tersebut menunjukkan bahwa metode LSTM efektif digunakan untuk prediksi pendapatan berbasis data time series pada usaha jasa barbershop.



Gambar 3.1 Grafik Aktual dan Prediksi Model LSTM

Pada gambar 3.1 menjelaskan bahwa hasil prediksi memiliki pola yang hampir sama dengan data aktual sehingga model dapat digunakan untuk membantu estimasi pendapatan usaha barbershop.

4. Implementasi Sistem

Sistem prediksi pendapatan berhasil dibangun berbasis website menggunakan Streamlit. Sistem mampu mengelola data transaksi harian, melakukan training model LSTM, menampilkan hasil prediksi, serta menghasilkan laporan pendapatan.

1. Halaman Input Transaksi

Gambar 3.2 Input Transaksi

Halaman input transaksi digunakan untuk memasukkan data transaksi harian berupa tanggal transaksi, nama capster, layanan, metode pembayaran, dan total pendapatan. Data yang berhasil diinput akan disimpan ke database SQLite.

2. Halaman Riwayat

id	tanggal	capster	layanan	total	pembayaran	bukti QRIS
0	354 01-02-2025	Dewa	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
1	355 01-02-2025	Dewa	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
2	356 01-02-2025	jack	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
3	357 01-02-2025	Bakir	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
4	358 01-02-2025	Bakir	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
5	359 01-02-2025	Bakir	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
6	360 01-02-2025	Vino	Color black/darkbrown (Hair Color)	Rp 70.000	Cash	None
7	361 01-02-2025	Vino	Color black/darkbrown (Hair Color)	Rp 70.000	Cash	None
8	362 02-02-2025	Dewa	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None
9	363 02-02-2025	Dewa	haircut + shampoo (Haircut)	Rp 60.000	Cash	None

Gambar 3.3 Riwayat Transaksi

Halaman riwayat transaksi digunakan untuk menampilkan seluruh data transaksi yang telah tersimpan dalam bentuk tabel. Sistem juga mampu menampilkan bukti pembayaran QRIS yang diinput pengguna

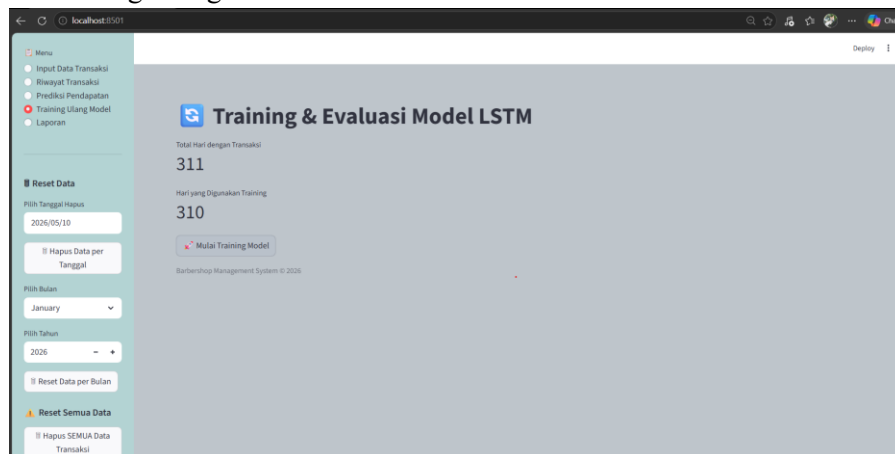
3. Halaman Prediksi pendapatan



Gambar 3.4 Prediksi Pendapatan dan perbandingan

Halaman prediksi digunakan untuk melakukan estimasi pendapatan berdasarkan data historis transaksi menggunakan metode LSTM. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik.

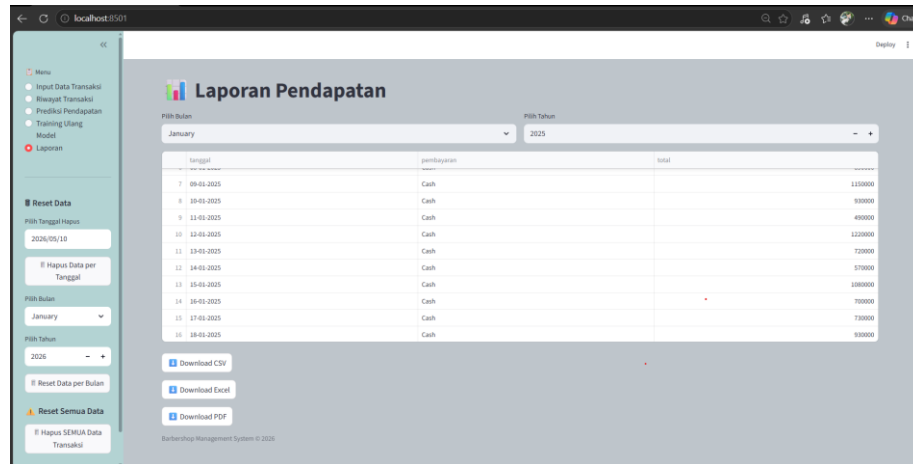
4. Halaman Training Ulang



Gambar 3.5 Training Ulang Model LSTM

Halaman training digunakan untuk melatih ulang model ketika terdapat data transaksi baru sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

5. Halaman Unduh Laporan



Tanggal	pembayaran	total
08-01-2025	Cash	110000
08-01-2025	Cash	90000
08-01-2025	Cash	40000
08-01-2025	Cash	120000
08-01-2025	Cash	70000
08-01-2025	Cash	50000
08-01-2025	Cash	100000
08-01-2025	Cash	70000
08-01-2025	Cash	70000
08-01-2025	Cash	90000

Gambar 3.6 Unduh laporan Pendapatan

Halaman ini digunakan untuk menghasilkan laporan pendapatan dalam format CSV, Excel, dan PDF. Pengguna dapat memilih bulan dan tahun tertentu kemudian sistem akan menampilkan rekap transaksi dan total pendapatan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, metode Long Short-Term Memory (LSTM) berhasil diimplementasikan pada sistem prediksi pendapatan barbershop berbasis website. Hasil evaluasi menunjukkan nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 125,984, Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 166,939, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 17.76%, serta tingkat akurasi sebesar 82,2%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola historis pendapatan harian dengan cukup baik, meskipun performa model masih belum sepenuhnya optimal akibat fluktuasi transaksi dan perubahan jumlah pelanggan yang bersifat dinamis. Penerapan metode LSTM mampu mengenali pola tren pendapatan sehingga sistem dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan operasional secara lebih terstruktur dan berbasis data. Selain itu, sistem yang dibangun juga membantu proses digitalisasi pengelolaan transaksi dan laporan pendapatan pada usaha barbershop sehingga pengelolaan data menjadi lebih efektif dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Nurfadillah, E. Eliana, S. Ramadhani, V. Yunita, and H. Hasni, "ANALISIS PROSES OPERASIONAL PADA UMKM BARBERSHOP DI KABUPATEN BONE UNTUK MENENTUKAN KELAYAKAN USAHA (Studi kasus pada Bang Feed Barbershop)," *J. Dev. Econ. Digit. Tour. Econ.*, vol. 2, no. 3, pp. 248–260, 2025, doi: [10.70248/jdedte.v2i3.2489](https://doi.org/10.70248/jdedte.v2i3.2489).
- [2] A. Rauf *et al.*, "Barbershop Hari Ini : Perspektif Penerapan Akuntansi," *Account*, vol. 10, no. 1, pp. 1818–1829, 2023, doi: [10.32722/account.v10i1.5608](https://doi.org/10.32722/account.v10i1.5608).
- [3] D. A. Adha, A. Ramadhan, H. Maulana, P. P. H. Harahap, and E. Ismanto, "Peramalan Harga Emas Berbasis Time Series Menggunakan Arsitektur LSTM Deep Learning," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 6, no. 2, pp. 329–336, 2025, doi: [10.37859/coscitech.v6i2.9980](https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i2.9980).
- [4] C. Alkahfi, A. Kurnia, and A. Saefuddin, "Perbandingan Kinerja Model Berbasis RNN pada Peramalan Data Ekonomi dan Keuangan Indonesia," *MALCOM Indones. J. Mach.*

- Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1235–1243, 2024, doi: [10.57152/malcom.v4i4.1415](https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1415).
- [5] P. C. Dewi and Y. Widjaja, “Implementasi Business Intelligence dan Machine Learning untuk Prediksi dan Visualisasi Donasi di Komunitas Sedekah Barokah,” *J. Algoritma*, vol. 22, no. 2, 2025, doi: [10.33364/algoritma/v.22-2.2913](https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-2.2913).
- [6] P. Hidayatullah and J. Lahallo, “Implementasi Sistem Antrian Barbershop Berbasis We,” *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 302–320, 2025, doi: [10.51903/fd28fs64](https://doi.org/10.51903/fd28fs64).
- [7] S. M. Natzir and H. Jatiprasetya, “Prediksi Harga Cryptocurrency Xlm Menggunakan Metode Deep Learning Lstm Dan Gru,” *HOAQ (High Educ. Organ. Arch. Qual. J. Teknol. Inf.)*, vol. 16, no. 1, pp. 49–58, 2025, doi: [10.52972/hoaq.vol16no1.p49-58](https://doi.org/10.52972/hoaq.vol16no1.p49-58).
- [8] T. A. D. Kurniawan, A. Setiawan, and F. Tita, “Perbandingan Kinerja Metode Support Vector Regression dan Metode Regresi Linier Berganda dalam Memprediksi BMI pada Dataset ASTHMA,” *J. Sains dan Edukasi Sains*, vol. 8, no. 2, pp. 133–142, 2025, doi: [10.24246/juses.v8i2p133-142](https://doi.org/10.24246/juses.v8i2p133-142).
- [9] D. Anggara, N. Suarna, and Y. Arie Wijaya, “Analisa Perbandingan Performa Optimizer Adam, Sgd, Dan Rmsprop Pada Model H5,” *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 8, no. 1, pp. 53–64, 2023, doi: [10.21107/nero.v8i1.19226](https://doi.org/10.21107/nero.v8i1.19226).
- [10] D. Malik and Dhani, “Meningkatkan Akurasi Prediksi Harga Bitcoin dengan Algoritma GRU-LSTM Hibrida,” *Buffer Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 16–26, 2025, doi: [10.25134/buffer.v11i1.350](https://doi.org/10.25134/buffer.v11i1.350).