



Contents lists available at [JESA](https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index)

Journal of Engineering and Science Application

journal homepage: <https://jesa.aks.or.id/index.php/jesa/index>



Sistem Prediksi Tren Penjualan Fashion untuk Mendukung Keputusan Ritel

Duwiki Purnomo Aji^a, Fadly Ariadi^b

^aProgram Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan 15310, Indonesia

^bProgram Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan 15310, Indonesia

Article Info

Kata Kunci:

Natural Language Processing
Tf-Idf
Long Short-Term Memory
Sales Forecasting
Decision Support
Visual Merchandising

ABSTRAK

This study develops a fashion sales trend prediction system to support retail decision-making by combining historical sales forecasting with contextual information from product captions. The dataset comprises 300 observations from 15 fashion products collected from January 2025 to August 2026. Text data were processed using Natural Language Processing and Term Frequency-Inverse Document Frequency to identify relevant keywords and contextual relevance to the target season. Sales forecasting employed a Seasonal Residual Multivariate Long Short-Term Memory model with a 12-month Lag-12 seasonal baseline and three numerical inputs: *Terjual_Scaled*, *Month_Sin*, and *Month_Cos*. An alpha value of 0.50 was selected using the validation set. On the testing set, the final model achieved an MAE of 10.358670, RMSE of 12.621822, and R^2 of 0.887345. The Flask-based system also provides monthly and seasonal growth, trend status, contextual insights, recursive forecasting, and visual product recommendations. Functional and logic testing confirmed that the prototype operated according to the designed scenarios.

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



Corresponding Author:

Duwiki Purnomo Aji
Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
Email: dwiki.purnomoaji10@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Industri ritel fashion memiliki karakteristik permintaan yang dinamis, dipengaruhi perubahan preferensi konsumen serta momentum musiman. Analisis data historis penjualan dapat mendukung perencanaan permintaan dan pengambilan keputusan bisnis, sedangkan peramalan berbasis musim membantu merepresentasikan pola penjualan yang berulang pada periode tertentu [1]–[4]. Dalam konteks PT Matahari Department Store Karawaci, pola penjualan produk dapat berbeda antarbulan dan momentum musiman, sehingga diperlukan mekanisme berbasis data yang dapat melengkapi pengamatan serta pengalaman manajerial.

Long Short-Term Memory (LSTM) telah banyak diterapkan pada peramalan penjualan dan data deret waktu karena mampu mempelajari keterkaitan temporal dari data berurutan. Penelitian sebelumnya menerapkan LSTM pada penjualan produk, harga bahan pokok, penjualan laptop, dan berbagai domain deret waktu lainnya dengan performa yang beragam [5]–[10]. Namun, nilai prediksi saja belum tentu memberikan

konteks bisnis yang memadai bagi ritel fashion, karena karakteristik musiman dan deskripsi produk juga dapat memengaruhi cara hasil prediksi diinterpretasikan.

Informasi teks dapat memberikan representasi tambahan mengenai karakteristik produk. TF-IDF telah digunakan pada rekomendasi produk fashion dan representasi dokumen, sedangkan tahapan preprocessing seperti case folding, tokenization, stopword removal, dan stemming umum digunakan dalam pengolahan teks berbahasa Indonesia [11]–[16]. Pada penelitian ini, NLP sengaja dipisahkan dari input numerik peramalan: caption produk diolah untuk memperoleh kata penting dan relevansi kontekstual terhadap season target, sedangkan peramalan LSTM tetap didasarkan pada data historis penjualan dan fitur waktu.

Sistem dikembangkan dalam bentuk prototipe berbasis web agar hasil peramalan dapat disajikan bersama growth bulanan, growth seasonal, status tren, historical season affinity, insight berbasis teks, dan rekomendasi visual produk. Pengembangan berbasis prototipe dan framework web telah digunakan pada konteks sistem informasi maupun aplikasi prediktif yang sejenis [17]–[22], sementara penelitian mengenai sistem pendukung keputusan dan visual merchandising menunjukkan pentingnya penyajian informasi analitis dalam bentuk yang dapat membantu keputusan operasional [27]–[29].

Kontribusi penelitian ini adalah mengintegrasikan seasonal baseline Lag-12, koreksi residual menggunakan LSTM multivariat, serta informasi kontekstual berbasis NLP/TF-IDF dalam satu prototipe pendukung keputusan ritel. Pendekatan ini tidak menyatakan bahwa fitur teks secara langsung memprediksi penjualan. Nilai forecast tetap dihasilkan dari data historis penjualan dan fitur siklus bulan, sedangkan NLP digunakan setelah proses prediksi untuk memperkaya interpretasi. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan R^2 , sedangkan aplikasi diuji menggunakan Black Box Testing dan White Box Testing.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Dataset dan pembagian data temporal

Dataset terdiri dari 300 observasi yang berasal dari 15 produk fashion, dengan 20 observasi bulanan untuk setiap produk pada periode Januari 2025 sampai Agustus 2026. Tujuh atribut yang digunakan meliputi tanggal, bulan, musim, nama produk, kategori, caption, dan jumlah produk terjual. Data disimpan dalam format XLSX dan diolah menggunakan Python. Persiapan data tabular dilakukan dengan tetap mempertahankan urutan temporal agar pembentukan fitur berlangsung secara konsisten [23].

Setiap deret produk dibentuk menggunakan window historis sepanjang 12 bulan. Karena setiap produk memiliki 20 observasi, diperoleh delapan sequence per produk sehingga total terbentuk 120 sequence. Pembagian dilakukan secara kronologis pada setiap produk, yaitu empat sequence untuk training, dua untuk validation, dan dua untuk testing. Dengan 15 produk, diperoleh 60 sequence training, 30 sequence validation, dan 30 sequence testing. Validation set digunakan untuk pemilihan parameter, sedangkan testing set hanya digunakan pada evaluasi akhir.

Tabel 1. Dataset dan pembagian sequence

Komponen	Nilai
Periode historis	Januari 2025–Agustus 2026
Produk	15
Observasi	300
Observasi per produk	20
Panjang window	12 bulan
Sequence per produk	8
Total sequence	120
Training / validation / testing	60 / 30 / 30

2.2. Konteks seasonal dan pengolahan NLP

Setiap bulan dipetakan ke kategori season target yang merepresentasikan momentum ritel berulang, yaitu Musim Hujan, Imlek, Ramadhan, Idul Fitri, Musim Panas, Back to School, Musim Kondangan, Harbolnas, serta Natal dan Tahun Baru. Informasi seasonal digunakan untuk pembandingan historis, perhitungan growth seasonal, historical season affinity, dan interpretasi kontekstual. Informasi tersebut tidak dimasukkan secara langsung sebagai fitur numerik LSTM.

Caption produk diproses melalui tahapan case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, dan stemming. Preprocessing yang didukung NLTK serta alur pengolahan teks berbahasa Indonesia sejalan dengan penerapan pada penelitian terdahulu [12], [13], [24]–[26], sedangkan Sastrawi digunakan pada tahap stemming. Setelah preprocessing, TF-IDF digunakan untuk merepresentasikan istilah pada caption. Sistem kemudian memperoleh kata-kata penting dan nilai NLP relevance relatif pada konteks season target. Sesuai rancangan penelitian, keluaran NLP tersebut digunakan setelah nilai forecast dihasilkan dan tidak menjadi input numerik model LSTM [11], [14]–[16].

2.3. Seasonal Residual Multivariate LSTM

Model peramalan menggunakan tiga input numerik, yaitu penjualan yang telah diskalakan (Terjual_Scaled), Month_Sin, dan Month_Cos. Fitur sinus dan kosinus bulan digunakan untuk merepresentasikan hubungan siklik antarbulan. Sequence sepanjang 12 bulan diberikan kepada LSTM untuk mempelajari residual terhadap seasonal baseline. Pendekatan LSTM untuk forecasting telah diterapkan pada berbagai permasalahan deret waktu [5]–[10].

Seasonal baseline menggunakan nilai penjualan pada bulan yang sama satu tahun sebelumnya (Lag-12). Target residual didefinisikan sebagai selisih antara nilai aktual dan baseline Lag-12. Dengan demikian, LSTM tidak memprediksi seluruh tingkat penjualan dari awal, tetapi berfokus mempelajari deviasi terhadap pola seasonal historis.

$$Residual_t = Aktual_t - Lag12_t$$

Jaringan residual terdiri dari satu lapisan LSTM dengan 32 unit, Dropout 0,15, Dense 16, dan Dense 1 sebagai keluaran. Model memiliki 5.153 parameter trainable dan proses training terakhir berhenti pada epoch ke-38. Nilai prediksi akhir diperoleh dengan menggabungkan baseline dan koreksi residual berbobot:

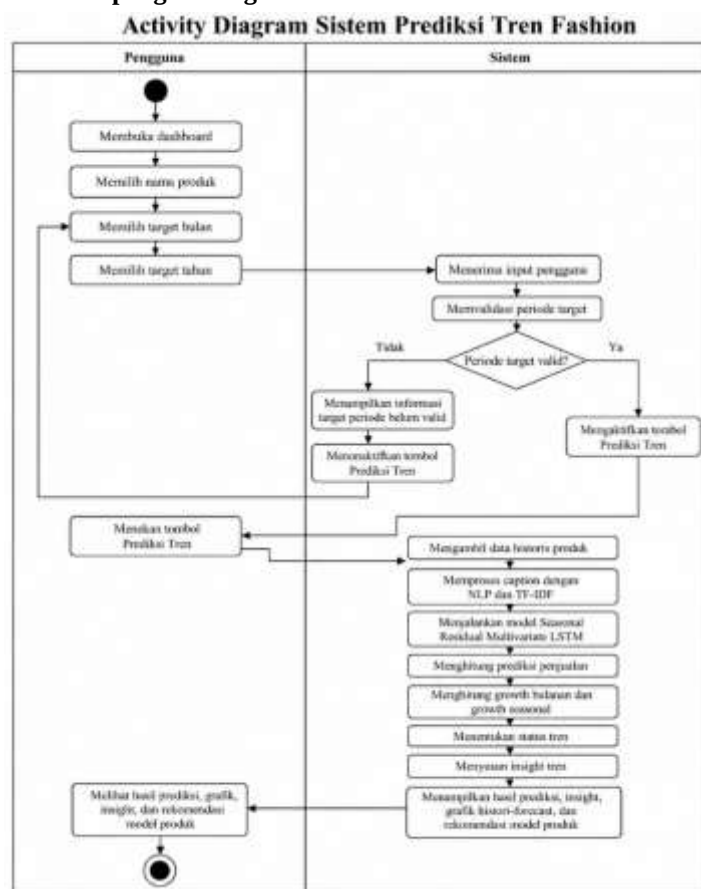
$$\hat{Y}_t = Lag12_t + \alpha \times Residual_t$$

Kandidat nilai alpha dari 0,00 sampai 1,00 dengan interval 0,05 diuji menggunakan validation set. Nilai alpha dipilih berdasarkan MAE validation terendah. Dengan prosedur ini, testing set tidak memengaruhi proses pemilihan parameter.

Tabel 2. Arsitektur Residual LSTM

Lapisan	Bentuk keluaran	Parameter
LSTM (32)	(None, 32)	4.608
Dropout (0.15)	(None, 32)	0
Dense (16)	(None, 16)	528
Dense (1)	(None, 1)	17

2.4. Interpretasi forecast dan pengembangan sistem



Gambar 1. Activity Diagram Sistem Prediksi Tren Fashion

Aplikasi menggunakan skema one-step ahead forecasting pada proses training dan evaluasi model, sedangkan recursive multi-step forecasting digunakan saat inferensi untuk periode target setelah Agustus 2026

hingga maksimal 12 bulan ke depan. Pada setiap langkah rekursif, hasil prediksi dimasukkan menjadi bagian dari sequence yang digunakan untuk mencapai bulan target berikutnya.

Hasil forecast diolah menjadi growth bulanan dan growth seasonal. Growth seasonal membandingkan prediksi dengan nilai historis terbaru pada season yang sama dan diprioritaskan sebagai dasar klasifikasi tren. Apabila pembandingan seasonal tidak tersedia, growth bulanan digunakan. Batas +2% dan -2% digunakan untuk membentuk tiga kategori tren, yaitu naik, stabil, dan turun. Historical Season Affinity dan NLP relevance kemudian dikombinasikan dengan hasil forecast untuk menghasilkan insight penjelas. Indikator-indikator tersebut berfungsi mendukung interpretasi, bukan menentukan tindakan bisnis secara otomatis.

Aplikasi dikembangkan menggunakan metode Prototype melalui tahapan Communication, Quick Plan, Modeling Quick Design, Construction of Prototype, serta Deployment/Feedback. Metode Prototype telah digunakan pada pengembangan sistem informasi berbasis web untuk mendukung proses penyempurnaan secara iteratif [17], [18]. Python dan Flask digunakan untuk mengintegrasikan pengolahan data dan inferensi model [19]–[21], sedangkan visualisasi berbasis web digunakan untuk menampilkan informasi penjualan [22]. Prototipe akhir diuji menggunakan Black Box Testing untuk perilaku fungsional dan White Box Testing untuk alur logika internal. Alur interaksi pengguna dan proses utama sistem dirangkum pada Gambar 1.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil NLP dan informasi kontekstual

Pipeline NLP yang diimplementasikan mengubah caption produk mentah menjadi istilah yang telah dibersihkan dan melalui stemming sebelum pembobotan TF-IDF. Sistem mengidentifikasi kata penting untuk setiap produk dan menghitung NLP relevance secara relatif pada konteks season target yang dipilih. Pencocokan kontekstual juga mempertimbangkan nama produk dan kategori. Informasi tersebut digunakan untuk menjelaskan tingkat keterkaitan produk terhadap season, tetapi tidak mengubah input numerik LSTM. Pemisahan ini mencegah klaim berlebihan terhadap peran prediktif teks sekaligus tetap mempertahankan nilai informasinya untuk interpretasi.

3.2. Pemilihan alpha dan training model

Hasil validation menunjukkan bahwa $\alpha = 0,50$ menghasilkan MAE terendah sebesar 7,512182. Nilai RMSE yang diperoleh sebesar 9,684305 dan R^2 sebesar 0,946909. Walaupun R^2 masih meningkat sedikit pada beberapa nilai α yang lebih besar, aturan pemilihan parameter ditetapkan berdasarkan MAE validation terendah. Oleh karena itu, $\alpha = 0,50$ dikunci sebelum evaluasi menggunakan testing set dilakukan.

Tabel 3. Hasil validation terpilih untuk penentuan alpha

Alpha	MAE	RMSE	R^2
0,00	8,566667	11,297492	0,927748
0,25	7,688091	10,304839	0,939887
0,50	7,512182	9,684305	0,946909
0,75	7,767706	9,509026	0,948813
1,00	8,163198	9,802914	0,945600

3.3. Performa pada testing set

Pada testing set, model final Seasonal Residual Multivariate LSTM dengan $\alpha = 0,50$ menghasilkan MAE sebesar 10,358670, RMSE sebesar 12,621822, dan R^2 sebesar 0,887345. Dibandingkan Seasonal Naive, model final menurunkan MAE sekitar 4,38% dan RMSE sekitar 2,61%, sedangkan R^2 meningkat dari 0,881223 menjadi 0,887345. Hasil tersebut menunjukkan bahwa koreksi residual mampu memperbaiki seasonal baseline Lag-12 pada data pengujian.

Tabel 4. Performa peramalan pada testing set

Metode	MAE	RMSE	R^2
Seasonal Naive	10,833333	12,960196	0,881223
Residual LSTM ($\alpha = 1,00$)	10,011573	12,387385	0,891491
Seasonal Residual LSTM ($\alpha = 0,50$)	10,358670	12,621822	0,887345

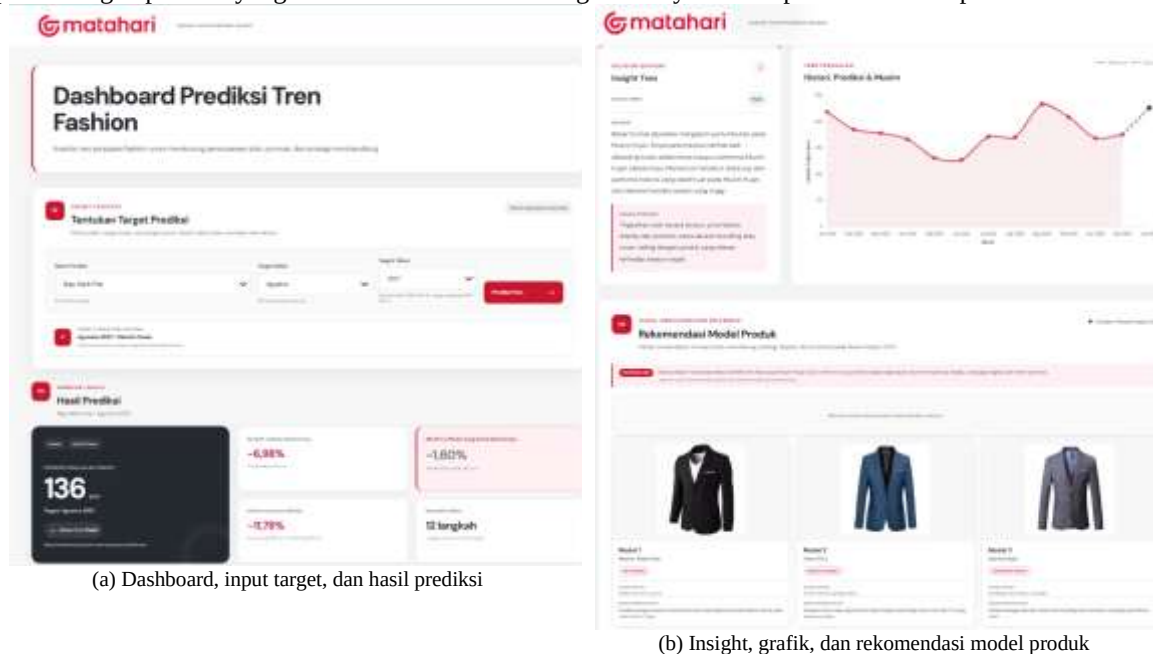
Residual LSTM dengan $\alpha = 1,00$ menghasilkan metrik testing yang sedikit lebih baik dibandingkan model final terpilih. Namun, konfigurasi tersebut tidak dipilih setelah melihat hasil testing karena proses penentuan α telah diselesaikan sebelumnya menggunakan validation set. Memilih ulang α berdasarkan performa testing akan menyebabkan evaluasi akhir bergantung pada informasi test. Oleh karena itu, $\alpha = 0,50$ tetap digunakan sebagai konfigurasi final untuk menjaga pemisahan antara pemilihan parameter berbasis validation dan pelaporan performa berbasis testing.

Nilai R^2 yang diperoleh menunjukkan bahwa model final mampu mengikuti sebagian besar variasi pada observasi testing, sedangkan MAE dan RMSE menggambarkan sisa kesalahan prediksi dalam satuan penjualan. Hasil tersebut perlu diinterpretasikan sesuai ruang lingkup dataset, yaitu 15 produk dengan histori

20 bulan per produk. Dengan demikian, prototipe menunjukkan kelayakan pada konteks penelitian yang diuji dan belum dimaksudkan sebagai model peramalan universal untuk seluruh kondisi ritel fashion. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan periode histori yang lebih panjang dan cakupan produk yang lebih luas.

3.4. Keluaran pendukung keputusan dan pengujian sistem

Setelah proses forecasting, sistem menghitung growth bulanan, growth seasonal, dan status tren. Growth seasonal diprioritaskan karena aplikasi dirancang untuk menginterpretasikan penjualan fashion dalam konteks seasonal. Dashboard akhir mengintegrasikan forecast numerik dengan Historical Season Affinity, kata penting hasil TF-IDF, NLP relevance, visualisasi histori dan forecast, serta referensi visual produk. Contoh implementasi antarmuka ditunjukkan pada Gambar 2. Dengan demikian, sistem menyajikan tampilan pendukung keputusan yang lebih kontekstual dibandingkan hanya menampilkan satu nilai prediksi.



Gambar 2. Implementasi antarmuka sistem prediksi tren fashion

Hasil Black Box Testing menunjukkan bahwa seluruh fungsi utama yang diuji berjalan sesuai skenario yang diharapkan. Ringkasan beberapa skenario fungsional utama ditunjukkan pada Tabel 5, sedangkan ringkasan jalur logika internal melalui White Box Testing ditunjukkan pada Tabel 6. Pengujian White Box mencakup validasi input, pengolahan NLP, recursive forecasting, perhitungan growth, klasifikasi tren, dan pemrosesan seasonal pada kondisi normal maupun alternatif. Hasil tersebut mendukung penggunaan aplikasi sebagai prototipe analisis dan pendukung keputusan dalam kegiatan promosi serta visual merchandising, bukan sebagai sistem operasional ritel yang terintegrasi penuh.

Tabel 5. Ringkasan hasil Black Box Testing

Skenario pengujian	Hasil pengujian	Status
Membuka halaman dashboard	Dashboard berhasil ditampilkan	Berhasil
Validasi periode target	Periode valid diterima dan periode tidak valid ditolak	Berhasil
Menentukan season target	Season target berhasil ditentukan otomatis	Berhasil
Menjalankan prediksi	Nilai forecast berhasil ditampilkan	Berhasil
Menampilkan growth dan status tren	Growth dan status tren berhasil ditampilkan	Berhasil
Menampilkan insight dan grafik	Insight serta grafik histori/forecast berhasil ditampilkan	Berhasil
Menampilkan rekomendasi visual	Tiga alternatif visual produk berhasil ditampilkan	Berhasil
Recursive forecasting	Forecast bertahap berhasil diproses hingga target	Berhasil

Tabel 6. Ringkasan hasil White Box Testing

Fungsi/Proses	Kondisi/Jalur yang Diuji	Hasil Pengujian	Status
Validasi nama produk	Nama produk kosong / tersedia	Pesan validasi muncul atau proses dilanjutkan sesuai kondisi	Berhasil
Pengolahan NLP	Data season target tersedia / tidak tersedia	NLP diproses atau sistem mengembalikan struktur hasil kosong tanpa berhenti	Berhasil
Recursive forecasting	Histori belum mencapai target / target telah tercapai	Prediksi berulang sampai periode target lalu berhenti pada kondisi yang tepat	Berhasil
Perhitungan growth	Pembandingan valid / kosong atau 0	Persentase dihitung atau nilai tidak tersedia dikembalikan tanpa pembagian nol	Berhasil
Penentuan status tren	Growth > 2%, < -2%, atau di antara keduanya	Status Naik, Turun, atau Stabil dihasilkan sesuai ambang	Berhasil
Statistik seasonal	Histori season sebelumnya tersedia / tidak tersedia	Season affinity dan pembandingan dihitung atau ditetapkan tidak tersedia	Berhasil

Berdasarkan pengujian tersebut, jalur logika utama sistem dapat menangani kondisi normal dan alternatif tanpa menyebabkan alur aplikasi berhenti secara tidak terkontrol.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengintegrasikan peramalan penjualan historis dan analisis teks kontekstual dalam prototipe pendukung keputusan ritel fashion berbasis web. Dataset terdiri dari 300 observasi, 15 produk, dan periode pengamatan 20 bulan. Caption produk diolah menggunakan NLP dan TF-IDF untuk memperoleh kata penting serta relevansi kontekstual relatif, sedangkan peramalan numerik menggunakan penjualan yang telah diskalakan dan fitur siklus bulan. Hasil pengolahan teks sengaja tidak dimasukkan sebagai input numerik LSTM dan digunakan setelah proses forecast untuk memperkaya insight. Seasonal Residual Multivariate LSTM menggunakan baseline Lag-12 dan window 12 bulan. Alpha = 0,50 dipilih berdasarkan validation set dan menghasilkan performa testing dengan MAE 10,358670, RMSE 12,621822, dan R^2 0,887345. Dibandingkan Seasonal Naive, model final menurunkan MAE dan RMSE masing-masing sekitar 4,38% dan 2,61%. Aplikasi berbasis Flask selanjutnya menyediakan recursive forecasting, growth bulanan dan seasonal, status tren, historical season affinity, insight kontekstual, visualisasi, dan referensi visual produk. Black Box Testing dan White Box Testing menunjukkan fungsi serta logika prototipe berjalan sesuai skenario yang dirancang. Pengembangan selanjutnya dapat menggunakan histori yang lebih panjang, cakupan produk yang lebih luas, evaluasi langsung terhadap horizon recursive multi-step, serta perbandingan dengan metode forecasting lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Angelina, A. Permata, J. Arsusma, F. Masichah, M. Al Haris, and I. F. Amri, "Forecasting Honda car retail sales using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average method," *Journal of Data Insights*, vol. 3, no. 1, pp. 19–31, 2025, doi: 10.26714/jodi.v3i1.416.
- [2] E. Tasia, N. Nazira, Q. A'yuniyah, M. H. Fikri, and A. N. Am, "Analisis model manajemen permintaan SCM dan peramalan penjualan busana menggunakan metode Holt-Winter Exponential Smoothing," *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, vol. 6, no. 4, pp. 1303–1312, 2023, doi: 10.31004/jutin.v6i4.20313.
- [3] U. I. Hazrina, M. A. Sembiring, and Amalia, "Peramalan penjualan pakaian berbasis web menggunakan metode Seasonal Adjustment," *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 2, pp. 45–52, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2459.
- [4] N. Nurmalasari and R. N. Sukmana, "Sistem prediksi penjualan pakaian berbasis web dengan menggunakan metode Monte Carlo (Studi Kasus: Greaclogo)," *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 595–601, 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.3098.
- [5] G. Tamami and M. Arifin, "Penggunaan LSTM dalam membangun prediksi penjualan untuk aplikasi Laptop Lens," *Jurnal Fasilkom*, vol. 14, no. 2, pp. 301–308, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i2.7372.
- [6] R. Gunawan, M. B. Dimiliu, K. Valerine, and S. P. Tamba, "Analisis prediksi penjualan toko furnitur dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 7, no. 2, pp. 716–725, 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i2.1511.
- [7] N. J. Salsabila and W. Gata, "Eksistensi metode ARIMA, SARIMA dan LSTM dalam memprediksi penjualan," *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 13, no. 4, 2025, doi: 10.26418/justin.v13i4.76892.
- [8] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, "Implementasi metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga bahan pokok nasional," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JUSTIN)*, vol. 11, no. 2, pp. 346–357, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [9] F. C. Yulianto and N. Latifah, "Peramalan penjualan laptop menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Fasilkom*, vol. 14, no. 2, pp. 428–436, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i2.7337.
- [10] A. F. Y. Ababil, A. Hamid, H. Khaulasari, D. C. R. Novitasari, and W. D. Utami, "Optimization of ARIMA residuals using LSTM in stock price prediction of PT Medco Energi Internasional Tbk," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 20, no. 2, pp. 1405–1420, 2026, doi: 10.30598/barekengvol20iss2pp1405-1420.
- [11] N. Ariyanto and M. Kamayani, "Penerapan metode content based filtering pada sistem rekomendasi produk fashion," *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, vol. 23, no. 2, pp. 366–371, 2023, doi: 10.36054/jict-ikmi.v23i2.159.
- [12] I. K. S. Adinandika and I. G. A. G. A. Kadyanan, "Improving the accuracy of sentiment analysis using slang words lexicon and spelling correction," *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 12, no. 2, pp. 271–276, 2023, doi: 10.24843/JLK.2023.v12.i02.p04.
- [13] Y. Turmandes, A. A. Irwanda, and Vebby, "Analisis sentimen pada ulasan kegiatan Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi Komputer 2023 menggunakan Natural Language Processing (NLP)," *Jurnal Karya Ilmiah Multidisiplin*, vol. 4, no. 2, 2024, doi: 10.31849/jurkim.v4i2.22063.
- [14] R. R. Anugrah, "Penerapan cosine similarity dan pembobotan TF-IDF untuk klasifikasi pengaduan masyarakat berbasis web (Studi Kasus: Bagwassidik Ditreskrim Polda Kalbar)," *Coding: Jurnal Komputer dan Aplikasi*, vol. 11, no. 1, pp. 100–109, 2023, doi: 10.26418/coding.v11i1.55598.
- [15] H. Hartinah, A. W. Paundu, and A. A. Ilham, "Deteksi malware ransomware berdasarkan panggilan API dengan metode ekstraksi fitur N-gram dan TF-IDF," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 50–58, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i1.58721.
- [16] A. Nafi, A. T. Harjanta, B. A. Herlambang, and S. Fahmi, "Analisis sentimen review pelanggan Lazada dengan Sastrawi Stemmer dan SVM-PSO untuk memahami respon pengguna," *J-INTECH: Journal of Information and Technology*, vol. 12, no. 2, pp. 330–339, 2024, doi: 10.32664/j-intech.v12i02.1450.
- [17] S. Aprilisa and R. Aulia, "Penerapan metode prototipe dalam pengembangan sistem informasi inventory barang berbasis web," *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi (JUTIN)*, vol. 7, no. 1, pp. 333–340, 2024, doi: 10.31004/jutin.v7i1.24749.

- [18] R. Firdaus, M. F. Duskarnaen, and B. P. Adhi, "Perancangan dan implementasi antarmuka pengguna sistem informasi berbasis website SMK Negeri 6 Jakarta dengan metode prototype," *PINTER: Jurnal Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 66–74, 2024, doi: 10.21009/pinter.8.2.9.
- [19] A. C. Darmawan and L. Iswari, "Pengembangan aplikasi berbasis web dengan Python Flask untuk klasifikasi data menggunakan metode Decision Tree C4.5," *Jurnal Pendidikan dan Konseling*, vol. 4, no. 5, pp. 5351–5362, 2022, doi: 10.31004/jpdk.v4i5.7492.
- [20] A. N. P. Dewi and Y. Daryanto, "Perancangan aplikasi untuk peramalan penjualan dan perencanaan pembelian persediaan ayam potong," *Jurnal Teknik Industri dan Manajemen Rekayasa*, vol. 2, no. 1, pp. 1–16, 2024, doi: 10.24002/jtimr.v2i1.9016.
- [21] C. Wijayanto and Y. A. Susetyo, "Implementasi Flask Framework pada pembangunan aplikasi Sistem Informasi Helpdesk (SIH)," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 858–868, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i3.3161.
- [22] N. D. Handayani and D. L. Fithri, "Pemanfaatan teknologi berbasis web untuk analisis data penjualan pada restoran pizza," *Explore: Jurnal Sistem Informasi dan Telematika*, vol. 16, no. 1, pp. 41–49, 2025, doi: 10.36448/jsit.v16i1.4083.
- [23] A. Perwitasari, R. Septiriana, and Tursina, "Data preparation structure untuk pemodelan prediktif jumlah peserta ajar matakuliah," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 7–11, 2023, doi: 10.26418/jp.v8i3.57321.
- [24] S. N. Budiman, S. Lesanti, and Erwan, "Analisis sentimen berdasarkan hasil review lokasi Google Map menggunakan Natural Language Toolkit TextBlob dan Naïve Bayes," *JAMI Jurnal Ahli Muda Indonesia*, vol. 5, no. 2, pp. 114–126, 2024, doi: 10.46510/jami.v5i2.311.
- [25] A. Surniandari, H. Rachmi, A. Fauzi, and L. D. Utami, "Comparison of news text summarization using NLTK and TextRank based on Python programming," *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. 11, no. 1, pp. 32–40, 2025, doi: 10.31294/jtk.v11i1.12108.
- [26] A. A. Solihin, F. S. Utomo, and A. S. Barkah, "Impact of stopword variation on Qur'anic text classification using support vector machine and backpropagation," *Journal of Innovation Information Technology and Application (JINITA)*, vol. 8, no. 1, 2026, doi: 10.35970/jinita.v8i1.3069.
- [27] T. Aripabowo, A. R. Yanti, B. C. D. Kueain, and U. F. Faridah, "Implementasi visual merchandising sebagai media promosi pada retail fashion Matahari Department Store Royal Plaza Surabaya," *Manajemen: Jurnal Ekonomi*, vol. 6, no. 3, pp. 495–501, 2024, doi: 10.36985/4x7jsv13.
- [28] A. S. Darmawan, A. P. Wibowo, and W. Setianto, "Sistem pendukung keputusan dengan metode Simple Additive Weighting (SAW) pada Lookmanstore.id untuk memilih produk yang paling layak dipromosikan di marketplace," *IC Tech: Majalah Ilmiah*, vol. 20, no. 2, pp. 17–23, 2025, doi: 10.47775/icttech.v20i2.353.
- [29] A. R. Fadillah, I. K. A. Mogi, C. R. A. Pramatha, and I. G. N. A. C. Putra, "Sistem pendukung keputusan gerai di pusat perbelanjaan modern Provinsi Bali: Metode ANP," *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 12, no. 4, pp. 833–844, 2024, doi: 10.24843/JLK.2024.v12.i04.p09.