

Komparasi *Double* Dan *Triple Exponential Smoothing* Untuk Sistem *Forecasting* Penjualan Produk UMKM

Diana Kholifah Nur A'yuni^{*1)}, Marsani Asfi²⁾, Rifqi Fahrudin³⁾

1. Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Catur Insan Cendekia, Indonesia
2. Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Catur Insan Cendekia, Indonesia
3. Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Catur Insan Cendekia, Indonesia

ARTICLE INFO

Kata Kunci: *Double Exponential Smoothing*; *Forecasting*; MAPE; Rekomendasi Stok; *Triple Exponential Smoothing*

Keywords: *Double Exponential Smoothing*; *Forecasting*; MAPE; Rekomendasi Stok; *Triple Exponential Smoothing*

Article history:

Received: 12 Agustus 2026

Revised: 17 Agustus 2026

Accepted: 22 Agustus 2026

Available online: 01 November 2026

DOI:

[10.48144/suryainformatika.v16i2.2538](https://doi.org/10.48144/suryainformatika.v16i2.2538)

* Corresponding author.

Diana Kholifah Nur A'yuni

E-mail address:

dianakholifahnur@gmail.com

ABSTRAK

Data transaksi penjualan terus bertambah, tetapi pemanfaatannya sebagai dasar analisis prediktif untuk perencanaan persediaan belum optimal. Penelitian ini bertujuan membangun sistem informasi *forecasting* penjualan berbasis *web*, membandingkan *Double Exponential Smoothing* (DES) dan *Triple Exponential Smoothing* (TES) *Holt-Winters Multiplicative*, serta menghasilkan estimasi awal kebutuhan stok. Data mencakup 37.651 transaksi, 60.662 unit terjual, dan 2.905 produk periode Januari 2023-Desember 2025 yang diagregasi menjadi 36 observasi bulanan pada *Food and Beverage* (F&B), *Craft* (CRF), dan *Fashion* (FAS). Evaluasi kronologis menetapkan skenario 90:10 (32 bulan *training* dan 4 bulan *testing*) sebagai evaluasi utama, sedangkan 80:20 (29 bulan *training* dan 7 bulan *testing*) digunakan sebagai *robustness check*. Parameter pemuluan diuji pada *grid* 0,1-0,9 dengan interval 0,1. Pada evaluasi utama, DES memberikan MAPE terbaik pada F&B sebesar 6,56%, sedangkan TES memberikan MAPE terbaik pada CRF 6,29% dan FAS 35,02%. *Robustness check* 80:20 mempertahankan peringkat model yang sama dengan MAPE masing-masing 10,79%, 18,64%, dan 29,99%. Ketiga model terpilih juga mengungguli *Naive Forecast*. Validasi numerik independen di RStudio mereplikasi seluruh 12 kombinasi kategori metode skenario dan menghasilkan selisih MAPE 0,00 poin persentase setelah pembulatan dua desimal terhadap *output* PHP. *Forecast* 2026 menggunakan parameter skenario utama 90:10 untuk seluruh kategori. Sistem dikembangkan dengan *Waterfall*, *Laravel*, dan *MySQL* serta diuji secara fungsional menggunakan *Black Box Testing*. Estimasi stok produk dialokasikan dari *forecast* kategori berdasarkan proporsi historis dan diposisikan sebagai informasi awal, bukan jumlah pemesanan final, terutama pada CRF dan FAS yang memiliki risiko perubahan siklus hidup produk.

ABSTRACT

Sales transaction data continue to grow, but their use for predictive inventory planning remains limited. This study develops a web-based sales forecasting information system, compares *Double Exponential Smoothing* (DES) and *Triple Exponential Smoothing* (TES) *Holt-Winters Multiplicative*, and produces preliminary stock requirement estimates. The dataset contains 37.651 transactions, 60.662 units sold, and 2.905 products from January 2023 to December 2025, aggregated into 36 monthly observations for *Food and Beverage* (F&B), *Craft* (CRF), and *Fashion* (FAS). Chronological evaluation sets the 90:10 split (32 training months and 4 testing months) as the primary evaluation, while 80:20 (29 and 7 months) is used only as a robustness check. Smoothing parameters are searched on a 0,1-0,9 grid with a 0,1 interval. In the primary evaluation, DES achieves the best MAPE for F&B at 6,56%, whereas TES is best for CRF at 6,29% and FAS at 35,02%. The 80:20 robustness check preserves the same model ranking, with MAPEs of 10,79%, 18,64%, and 29,99%, respectively. All selected models also outperform a *Naive forecast* baseline. Independent numerical replication in RStudio covers all 12 category-method-split combinations and yields a 0,00 percentage-point MAPE difference after two-decimal rounding against the PHP output. All 2026 operational forecasts use parameter sets selected from the primary 90:10 scenario. The system is developed using *Waterfall*, *Laravel*, and *MySQL* and functionally tested using *Black Box Testing*. Product-level stock estimates are allocated from category forecasts using historical sales proportions and are treated

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital mendorong organisasi mengubah data transaksi dari sekadar arsip menjadi dasar keputusan operasional. Dalam konteks ritel, data historis dapat membantu mengenali perubahan permintaan, pola musiman, dan ketidakpastian yang memengaruhi persediaan. Literatur *forecasting* mutakhir menekankan bahwa model perlu dievaluasi secara *out-of-sample* dan disesuaikan dengan karakteristik seri, bukan dipilih hanya karena lebih kompleks [1], [2]. Kajian ritel juga menunjukkan bahwa kebutuhan *forecasting* pada tingkat kategori dan produk memiliki tantangan berbeda, terutama ketika pola permintaan, promosi, dan siklus hidup produk berubah [3], [4].

Data transaksi penjualan berbagai produk UMKM, tetapi pemanfaatan data historis tersebut sebagai dasar analisis prediktif masih belum optimal. Penentuan kebutuhan stok pada kondisi awal lebih banyak mengandalkan pengalaman pengelola. Cara tersebut dapat bekerja pada situasi yang stabil, namun menjadi kurang memadai ketika penjualan berubah-ubah, ketika terjadi peningkatan permintaan pada periode tertentu, atau ketika karakteristik satu kelompok produk berbeda dengan kelompok lainnya. Ketidaktepatan estimasi dapat menimbulkan kelebihan stok (*overstock*) yang menahan modal dan meningkatkan risiko barang tidak terjual, maupun kekurangan stok (*stockout*) yang menyebabkan peluang penjualan hilang. Penelitian mengenai prediksi penjualan UMKM dan sistem peramalan persediaan menunjukkan bahwa data historis dapat dimanfaatkan untuk memperbaiki dasar perencanaan [5], [6].

Forecasting merupakan pendekatan untuk memperkirakan nilai masa mendatang berdasarkan informasi historis dan pola yang terkandung di dalam deret waktu [7]. Salah satu keluarga metode yang banyak digunakan adalah *exponential smoothing* karena dapat menyesuaikan bobot pengamatan secara bertahap dan relatif mudah diimplementasikan dalam sistem informasi. *Double Exponential Smoothing* (DES) memodelkan komponen level dan trend, sedangkan *Triple Exponential Smoothing* (TES) *Holt-Winters* menambahkan komponen musiman. Pada data dengan pola musiman yang proporsional terhadap level, bentuk *Multiplicative* dapat digunakan untuk menghasilkan faktor musiman yang berubah mengikuti tingkat data. Perbandingan kedua pendekatan telah dilakukan pada nilai ekspor, pendapatan perusahaan air minum, penjualan obat, pendapatan perusahaan, dan harga komoditas [8],[9],[10],[11],[12]. Hasil studi tersebut tidak menunjukkan satu metode yang selalu dominan pada seluruh pola data. Temuan yang lebih luas pada *forecasting* ritel dan kompetisi *forecasting* berskala

besar juga menegaskan pentingnya evaluasi pada data testing, pembandingan yang konsisten, serta interpretasi ketidakpastian model [3],[13],[14].

Kesenjangan penelitian terletak pada integrasi tiga kebutuhan dalam satu alur sistem informasi: membandingkan DES dan TES pada beberapa kategori produk yang berasal dari dataset yang sama, mengevaluasi model secara *out-of-sample* dengan aturan seleksi yang ditetapkan sebelum melihat hasil *testing*, dan menerjemahkan *forecast* kategori menjadi estimasi prioritas stok produk. Kontribusi terakhir tidak diposisikan sebagai optimasi persediaan. Proporsi penjualan historis tiga tahun dapat menjadi kurang representatif untuk *Craft* dan terutama *Fashion* ketika produk lama tidak lagi aktif atau produk baru belum memiliki riwayat panjang. Karena itu, alokasi produk pada penelitian ini diperlakukan sebagai estimasi awal yang harus dikaji bersama kondisi stok aktual dan relevansi produk; pembobotan berbasis *recency* merupakan arah pengembangan yang lebih tepat untuk kategori dengan siklus hidup pendek [3], [4]. Literatur lainnya menunjukkan bahwa evaluasi *forecasting* perlu mempertimbangkan karakteristik seri, pembandingan sederhana, dan perubahan pola permintaan, sehingga kontribusi penelitian ini tidak hanya bertumpu pada kompleksitas model [2]-[4], [13], [14].

Berbeda dari penelitian yang hanya membandingkan nilai kesalahan akhir, penelitian ini menetapkan skenario 90:10 sebagai evaluasi utama dan basis pemilihan model serta parameter operasional. Skenario 80:20 digunakan hanya sebagai *robustness check* untuk menilai apakah arah keunggulan model tetap konsisten ketika ukuran *training* dan *testing* berubah. Dengan aturan ini, hasil 80:20 tidak digunakan untuk mengganti parameter 90:10 hanya karena menghasilkan MAPE yang lebih kecil. Selain komparasi DES dan TES, model terpilih dibandingkan dengan *Naive Forecast* sebagai *baseline* sederhana dan seluruh keluaran numerik divalidasi secara independen menggunakan RStudio.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian bertujuan membangun sistem informasi *forecasting* penjualan produk UMKM berbasis *web*, mengimplementasikan serta membandingkan DES dan TES *Holt-Winters Multiplicative*, memilih model utama berdasarkan MAPE pada skenario kronologis 90:10, menguji *robustness* pada skenario 80:20, membandingkan model terpilih dengan *Naive Forecast*, memvalidasi keluaran PHP menggunakan RStudio, dan menghasilkan rekomendasi awal kebutuhan stok. Objek penelitian adalah transaksi penjualan periode Januari 2023 sampai Desember 2025 yang dikelompokkan menjadi *Food and Beverage* (F&B), *Craft* (CRF), dan *Fashion* (FAS). Kontribusi utama penelitian terletak

pada integrasi pembersihan data, pembentukan deret waktu, komparasi dan validasi model, *forecasting* dua belas bulan, serta alokasi kebutuhan stok produk ke dalam satu alur sistem informasi.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

a) Observasi

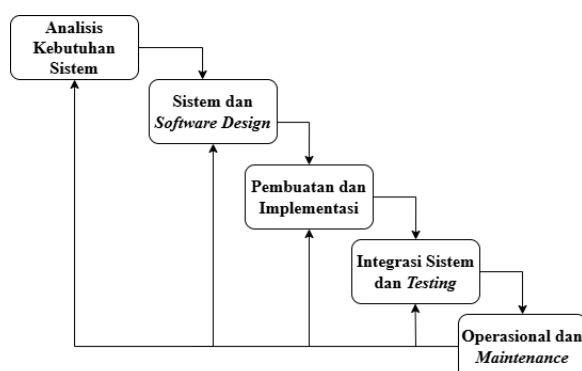
Observasi dilakukan untuk memahami proses pengelolaan data penjualan dan perencanaan persediaan yang berjalan. Data sekunder yang digunakan berupa transaksi penjualan periode Januari 2023 sampai Desember 2025.

b) Studi Literatur

Studi literatur dilakukan melalui jurnal, buku, dan referensi ilmiah terkait *forecasting*, *Double Exponential Smoothing* (DES), *Triple Exponential Smoothing* (TES), *Holt-Winters Multiplicative*, MAPE, pengembangan sistem *Waterfall*, serta pengujian *Black Box*. Data transaksi kemudian dibersihkan, divalidasi kategorinya, dan diagregasi menjadi data *time series* bulanan sebanyak 36 periode.

2.2 Metode Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem menggunakan model *Waterfall* karena tahapan pengerjaan dilakukan secara berurutan mulai dari analisis kebutuhan sampai pemeliharaan. Tahapan yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode *Waterfall* [15]

a) *Requirements*. Kebutuhan sistem diperoleh dari proses pengelolaan penjualan, kebutuhan pembentukan data *time series*, proses *forecasting*, rekomendasi stok, dan laporan.

b) *Design*. Perancangan dilakukan menggunakan UML yang mencakup *use case*, *activity diagram*, serta rancangan antarmuka sistem.

c) *Implementation*. Sistem diterjemahkan ke dalam aplikasi web menggunakan PHP dengan *framework Laravel* dan basis data MySQL.

d) *Verification*. Sistem diuji menggunakan *Black Box Testing* untuk memastikan fungsi dan keluaran sistem sesuai dengan skenario yang diharapkan.

e) *Maintenance*. Tahap pemeliharaan diarahkan pada perbaikan kesalahan dan pengembangan fungsi ketika kebutuhan pengguna berubah.

Tabel 1. Ringkasan dataset penelitian

Komponen	Nilai	Keterangan
Periode	36 bulan	Jan 2023-Des 2025
Transaksi	37.651	Seluruh kategori
Unit terjual	60.662	Seluruh kategori
Produk F&B	1.625	<i>Food and Beverage</i>
Produk CRF	780	<i>Craft</i>
Produk FAS	500	<i>Fashion</i>

2.3 Skenario Training-Testing dan Optimasi Parameter

Evaluasi menggunakan dua pembagian data secara kronologis agar pengamatan masa depan tidak masuk ke proses pembentukan model. Skenario 90:10 memakai 32 bulan *training* (Januari 2023-Agustus 2025) dan 4 bulan *testing* (September-Desember 2025) serta ditetapkan sebagai evaluasi utama. Skenario 80:20 memakai 29 bulan *training* (Januari 2023-Mei 2025) dan 7 bulan *testing* (Juni-Desember 2025) serta dipakai hanya sebagai *robustness/sensitivity check*. Pada TES dengan musim 12 bulan, masing-masing *training* mencakup dua siklus penuh ditambah 8 bulan dan 5 bulan. Jumlah tersebut memungkinkan inisialisasi, tetapi masih relatif pendek untuk mengestimasi musiman secara stabil; karena itu hasil TES, terutama FAS, diinterpretasikan secara hati-hati. Pemilihan model dan parameter *forecast* 2026 dilakukan hanya dari hasil 90:10 untuk mencegah data *snooping* atau *cherry-picking*, sedangkan 80:20 digunakan untuk memeriksa kestabilan arah perbandingan [14].

Parameter pemulusan diuji pada rentang 0,1-0,9 dengan interval 0,1. DES menghasilkan 81 kombinasi alpha (α) dan beta (β), sedangkan TES *Multiplicative* menghasilkan 729 kombinasi alpha (α), beta (β), dan gamma (γ) pada setiap skenario. Istilah parameter terbaik berarti parameter dengan MAPE terendah di antara *grid* diskret yang diuji pada skenario utama 90:10, bukan optimum kontinu global. *Grid* yang sama direplikasi di RStudio agar validasi terhadap implementasi PHP bersifat like-for-like. Optimasi numerik kontinu, misalnya L-BFGS-B atau Nelder-Mead, belum diterapkan pada *engine* operasional; keterbatasan resolusi *grid* ini dinyatakan secara eksplisit agar hasil tidak ditafsirkan melebihi rancangan eksperimen [2].

Tabel 2. Skenario pembagian data *training* dan *testing*

Skenario	Training	Testing	Periode testing
90:10	32 bulan	4 bulan	Sep-Des 2025
80:20	29 bulan	7 bulan	Jun-Des 2025

2.4 Double Exponential Smoothing

DES digunakan untuk memodelkan deret waktu yang memiliki level dan trend. Perhitungan mengacu pada prinsip *exponential smoothing* [7]. Komponen level, trend, dan *forecast* dihitung secara berulang menggunakan persamaan berikut.

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$F_{t+m} = L_t + mT_t \quad (3)$$

Pada Persamaan (1)-(3), Y_t adalah nilai aktual pada periode t , L_t adalah level, T_t adalah trend, F_{t+m} adalah ramalan m periode ke depan, sedangkan α dan β merupakan parameter pemulusan pada rentang 0-1. Nilai awal level ditetapkan dari pengamatan awal dan nilai trend awal dihitung dari perubahan pengamatan awal sesuai prosedur penelitian. Model kemudian diperbarui berurutan sampai periode *training* terakhir.

2.5 Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplicative

TES *Multiplicative* digunakan ketika pola penjualan diperkirakan mengandung level, trend, dan musiman. Periode musiman ditetapkan 12 bulan karena data telah diagregasi bulanan. Formulasi yang digunakan mengikuti bentuk *Holt-Winters Multiplicative* [7], yaitu:

$$L_t = \alpha(Y_t/S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (5)$$

$$S_t = \gamma(Y_t/L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (6)$$

$$F_{t+m} = (L_t + mT_t)S_{t-s+m} \quad (7)$$

Simbol S_t menunjukkan indeks musiman, s adalah panjang musim sebesar 12, dan γ merupakan parameter pemulusan komponen musiman. Pada proses *forecast*, indeks musiman yang dipakai disesuaikan dengan bulan yang diramalkan. Bentuk *Multiplicative* dipilih karena pengaruh musiman dinyatakan sebagai faktor terhadap level model, sehingga kenaikan atau penurunan musiman dapat berubah secara proporsional.

2.6 Pengukuran Akurasi dan Rekomendasi Stok

Akurasi dibandingkan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) karena mudah dibaca dalam persentase dan konsisten dengan implementasi sistem. MAPE tidak terdefinisi ketika nilai aktual sama dengan nol dan dapat membesar pada volume yang sangat kecil. Pada data agregat kategori penelitian ini tidak terdapat *zero-sales* selama 36 bulan; nilai minimum bulanan adalah 695 unit pada F&B, 47 unit pada CRF, dan 37 unit pada FAS. Karena itu tidak terjadi pembagian dengan nol, tetapi hasil CRF dan terutama FAS tetap diinterpretasikan secara konservatif karena volumenya lebih rendah. Sebagai *baseline* sederhana, *Naive forecast* digunakan dengan prinsip bahwa seluruh horizon *testing* diprediksi menggunakan observasi terakhir pada data *training*. Perbandingan *baseline* dilakukan pada kedua skenario untuk menguji apakah

kompleksitas DES/TES memberikan nilai tambah prediktif. Evaluasi lanjutan dapat menambahkan metrik absolut atau berskala seperti MAE dan MASE [14]. Rumus MAPE dinyatakan pada Persamaan (8).

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \quad (8)$$

Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan kesalahan prediksi yang lebih rendah. Kriteria pada penelitian mengelompokkan $MAPE \leq 10\%$ sebagai sangat akurat, $10\% < MAPE \leq 20\%$ sebagai baik, $20\% < MAPE \leq 50\%$ sebagai layak/cukup baik, dan $MAPE > 50\%$ sebagai tidak akurat. Setelah model terbaik diperoleh, sistem menghitung proporsi kontribusi penjualan setiap produk terhadap total penjualan kategori selama periode historis dan menggunakan proporsi tersebut untuk mendistribusikan *forecast* kategori ke tingkat produk.

$$p_i = q_i / \sum_j q_j \quad (9)$$

$$R_{i,t} = \text{round}(p_i \times F_{k,t}) \quad (10)$$

Pada Persamaan (9)-(10), p_i adalah proporsi kontribusi produk i , q_i adalah jumlah unit penjualan historis produk i , $\sum_j q_j$ adalah total unit historis seluruh produk pada kategori yang sama, $F_{k,t}$ adalah *forecast* kategori k pada periode t , dan $R_{i,t}$ adalah estimasi kebutuhan stok produk i pada periode t . Nilai $R_{i,t}$ dibulatkan untuk kebutuhan tampilan. Alokasi ini merupakan estimasi awal, bukan kuantitas pemesanan final, karena belum memasukkan stok aktual, stok dalam pemesanan, lead time, safety stock, status produk aktif, maupun umur produk.

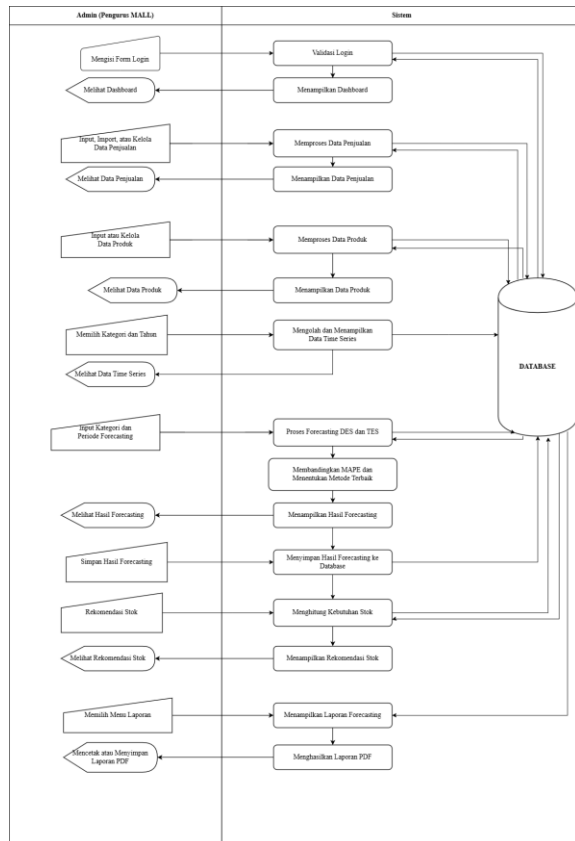
2.7 Implementasi dan Pengujian Sistem

Implementasi menggunakan Laravel dan MySQL. Fungsi sistem meliputi *login*, *dashboard*, data penjualan dan produk, pembentukan *time series*, komparasi DES-TES, penyimpanan hasil *forecasting*, rekomendasi kebutuhan stok, dan laporan. *Black Box Testing* dilakukan oleh peneliti bersama pengurus sebagai calon pengguna untuk memeriksa kesesuaian fungsi, validasi *input*, keluaran, dan alur operasional. *Black Box* diposisikan sebagai validasi fungsional, bukan sebagai satu-satunya bukti validitas matematis engine.

Validasi numerik dilakukan secara independen menggunakan RStudio terhadap dataset, skenario *training-testing*, inisialisasi, persamaan DES/TES, serta *grid* parameter yang sama dengan *engine* PHP/Laravel. Replikasi R menjalankan 81 kombinasi parameter DES dan 729 kombinasi parameter TES untuk masing-masing kategori dan skenario, sehingga validasi mencakup 12 keluaran utama, yaitu dua metode pada tiga kategori dan dua *split*. Implementasi persamaan di R dipilih untuk menjaga pengujian like-for-like terhadap logika PHP, bukan mengganti model penelitian dengan default inisialisasi atau optimasi

package yang berbeda. Seluruh nilai MAPE PHP dan RStudio sama setelah pembulatan dua desimal, sehingga selisihnya 0,00 poin persentase. Validasi ini menguji konsistensi matematis implementasi, sedangkan *Black Box Testing* tetap digunakan untuk menguji fungsi dan alur aplikasi.

Alur interaksi admin dengan sistem dari *login* sampai pencetakan laporan ditunjukkan pada Gambar 2.



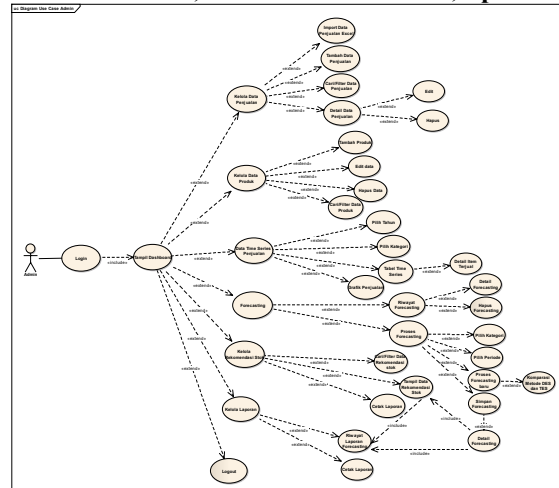
Gambar 2. Flowmap sistem forecasting penjualan

2.8 Perancangan Sistem

Perancangan sistem menggunakan *Unified Modeling Language* (UML) untuk menggambarkan hubungan pengguna dan alur aktivitas utama. *Use Case Diagram* dan *Activity Diagram* dipertahankan pada bagian metode karena keduanya menjelaskan arsitektur interaksi dan proses yang akan diimplementasikan, bukan hasil evaluasi *forecasting*.

2.8.1 Use Case Diagram

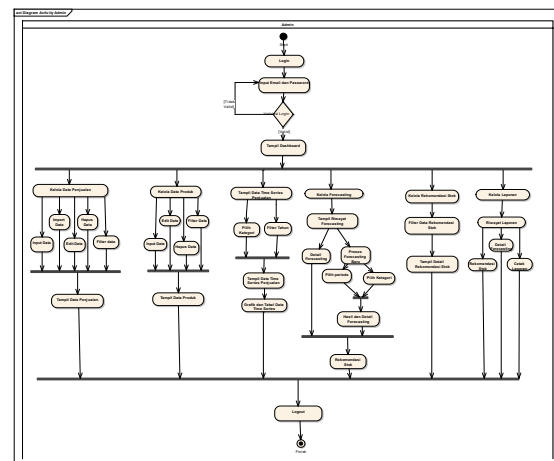
Use Case Diagram pada Gambar 3 menunjukkan satu aktor admin yang dapat *login*, mengakses *dashboard*, mengelola data penjualan dan produk, membentuk *time series*, menjalankan *forecasting*, melihat rekomendasi stok, mengelola laporan, dan *logout*.



Gambar 3. Use Case Diagram Admin

2.8.2 Activity Diagram

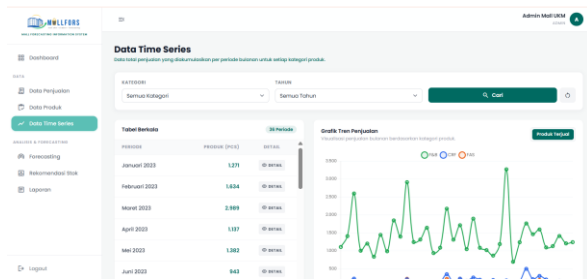
Activity Diagram pada Gambar 4 menggambarkan alur admin sejak autentikasi, pengelolaan data, pemilihan kategori/periode, perhitungan DES dan TES, pemilihan metode, penyimpanan hasil, rekomendasi stok, sampai laporan.



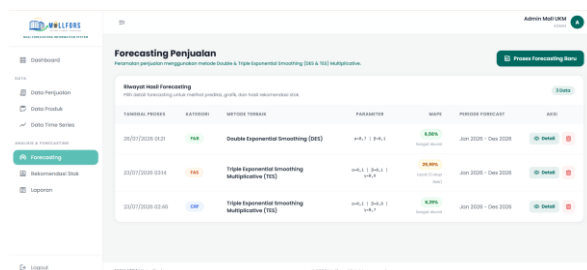
Gambar 4. Activity Diagram Admin

2.9 Implementasi Antarmuka Sistem

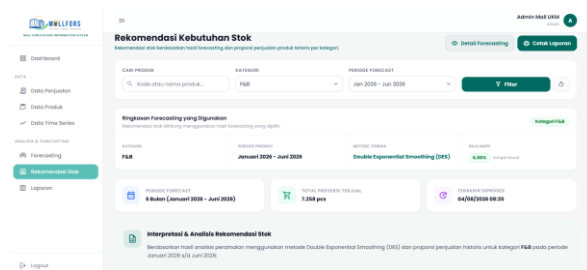
Antarmuka diimplementasikan sebagai aplikasi web dengan pengguna yaitu admin. Antarmuka yang ditampilkan difokuskan pada bagian sistem yang memiliki keterkaitan langsung dengan proses penelitian, yaitu pembentukan *time series*, hasil *forecasting* dan komparasi MAPE, serta rekomendasi kebutuhan stok. Ketiga halaman tersebut menunjukkan proses utama penelitian dari pengolahan data sampai pemanfaatan hasil *forecasting*. Implementasi ketiga halaman tersebut ditunjukkan pada Gambar 5-7.

2.9.1 Tampilan *Input Data Time Series*Gambar 5. Halaman *Data Time series*

Gambar 5 menunjukkan halaman data *time series*. Halaman ini menampilkan grafik dan tabel data penjualan bulanan yang menjadi dasar sebelum proses *forecasting* dilakukan.

2.9.2 Tampilan *Output Forecasting* dan Rekomendasi StokGambar 6. Halaman *Forecasting*

Gambar 6 menunjukkan hasil proses *forecasting* dan perbandingan nilai MAPE untuk metode DES dan TES pada setiap kategori. Informasi tersebut digunakan untuk menentukan metode dengan tingkat kesalahan prediksi paling rendah pada skenario evaluasi utama.



Gambar 7. Halaman Rekomendasi Kebutuhan Stok

Gambar 7 menunjukkan halaman rekomendasi kebutuhan stok yang menyajikan estimasi kebutuhan produk berdasarkan hasil *forecast* kategori. Halaman tersebut juga menampilkan informasi metode, MAPE, dan skenario yang digunakan sebagai dasar pembentukan rekomendasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisa Data dan Hasil Perhitungan

3.1.1 Karakteristik Dataset

Hasil pengolahan menunjukkan bahwa 37.651 transaksi menghasilkan 60.662 unit terjual dengan total nominal penjualan Rp1.320.681.750. F&B merupakan kategori paling dominan dengan 30.929 transaksi, 51.381 unit, dan nominal Rp848.681.250 atau sekitar 64,3% dari total nominal penjualan. CRF mencatat 3.996 transaksi dan 5.683 unit dengan nominal Rp203.173.000,

sedangkan FAS mencatat 2.726 transaksi dan 3.598 unit dengan nominal Rp268.827.500. Perbedaan jumlah unit dan nilai penjualan tersebut menunjukkan bahwa karakteristik ekonomi setiap kategori tidak identik.

Setelah data dijumlahkan per bulan, pola masing-masing kategori juga berbeda. F&B memiliki volume yang jauh lebih besar dan perubahan yang relatif lebih moderat dibandingkan dua kategori lainnya. CRF dan FAS menunjukkan fluktuasi yang lebih tajam pada bulan-bulan tertentu. Perbedaan tersebut menjadi alasan penting untuk tidak memaksakan satu model yang sama pada semua kategori. Hasil ini konsisten dengan temuan berbagai studi DES-TES yang menunjukkan bahwa kinerja model sangat bergantung pada pola trend dan seasonality data.

3.1.2 Komparasi Akurasi DES dan TES

Hasil pengujian seluruh kombinasi parameter menunjukkan model utama yang berbeda pada setiap kategori. Tabel 3 menyajikan MAPE DES, TES, dan *Naive Forecast* pada evaluasi utama 90:10 serta *robustness check* 80:20. Pemilihan model dan parameter operasional hanya didasarkan pada 90:10; hasil 80:20 digunakan untuk memeriksa kestabilan peringkat model.

Tabel 3. Komparasi MAPE DES, TES, dan *Naive Forecast* pada dua skenario

Kategori	90:10 DES/TES/NF	80:20 DES/TES/NF	Model utama	Parameter 90:10
F&B	6,56% / 21,38% / 11,70%	10,79% / 20,59% / 37,24%	DES	$\alpha=0,7$; $\beta=0,1$
CRF	19,14% / 6,29% / 57,04%	24,76% / 18,64% / 215,48%	TES	$\alpha=0,1$; $\beta=0,8$; $\gamma=0,7$
FAS	71,54% / 35,02% / 160,89%	34,68% / 29,99% / 105,15%	TES	$\alpha=0,1$; $\beta=0,3$; $\gamma=0,9$

Keterangan: DES = *Double Exponential Smoothing*; TES = *Triple Exponential Smoothing*; NF = *Naive Forecast*.

Pada F&B, DES menjadi model utama karena pada skenario 90:10 menghasilkan MAPE 6,56%, lebih rendah daripada TES 21,38% dan *Naive Forecast* 11,70%. Parameter $\alpha=0,7$ dan $\beta=0,1$ dari 90:10 digunakan untuk *forecast* 2026. Pada *robustness check* 80:20, DES tetap menjadi yang terendah dengan MAPE 10,79% dibandingkan TES 20,59% dan *Naive Forecast* 37,24%, sehingga arah pemilihan model tidak berubah.

Pada CRF, TES menjadi model utama pada 90:10 dengan MAPE 6,29%, lebih rendah daripada DES 19,14% dan *Naive Forecast* 57,04%. Parameter $\alpha=0,1$, $\beta=0,8$, dan $\gamma=0,7$ dari skenario utama digunakan untuk *forecast* 2026. *Robustness check* 80:20 juga mempertahankan TES sebagai model terendah dengan MAPE 18,64%, dibandingkan DES 24,76% dan *Naive Forecast* 215,48%. Hasil ini menunjukkan bahwa keunggulan TES tidak bergantung pada satu *split*.

FAS menunjukkan ketidakpastian terbesar. Pada evaluasi utama 90:10, TES menghasilkan MAPE 35,02%, lebih rendah daripada DES 71,54% dan *Naive Forecast* 160,89%, sehingga TES dipilih dengan parameter $\alpha=0,1$, $\beta=0,3$, dan $\gamma=0,9$ dari skenario 90:10. Pada *robustness check* 80:20, TES tetap lebih baik dengan MAPE 29,99% dibandingkan DES 34,68% dan *Naive Forecast* 105,15%. Nilai 29,99% tidak digunakan untuk mengganti parameter utama karena 80:20 hanya berfungsi sebagai *robustness check*. MAPE utama 35,02% menunjukkan error yang masih besar untuk keputusan *inventory*; karena itu *forecast* FAS diperlakukan sebagai sinyal awal dan harus dikombinasikan dengan stok aktual, status produk, promosi, dan pertimbangan manajerial.

Perbandingan dengan *Naive Forecast* menunjukkan bahwa model yang dipilih pada 90:10 memberikan nilai tambah prediktif terhadap *baseline* sederhana: DES F&B 6,56% berbanding 11,70%, TES CRF 6,29% berbanding 57,04%, dan TES FAS 35,02% berbanding 160,89%. Pola yang sama juga bertahan pada 80:20. Dengan demikian, keunggulan DES/TES pada kategori terpilih tidak hanya merupakan hasil perbandingan antarmodel *smoothing*, tetapi juga mengalahkan *baseline out-of-sample* yang lebih sederhana [13], [14].

3.1.3 Validasi Numerik PHP dengan RStudio

Validasi dilakukan dengan menjalankan ulang perhitungan DES dan TES di RStudio menggunakan 36 observasi bulanan, pembagian 32:4 dan 29:7, inisialisasi yang sama, serta *grid* α , β , dan γ sebesar 0,1-0,9. Tabel 4 menunjukkan bahwa seluruh 12 keluaran MAPE dari PHP dan RStudio sama setelah dibulatkan dua desimal. Selisih 0,00 poin persentase pada seluruh baris memperkuat bahwa implementasi Persamaan (1)-(7), pembagian data, dan proses *grid search* pada *engine* PHP telah direplikasi secara konsisten di lingkungan komputasi independen.

Tabel 4. Validasi MAPE *output* PHP dan RStudio

Split	Kat.	Model	PHP (%)	RStudio (%)	Δ (pp)
90:10	F&B	DES	6,56	6,56	0,00
90:10	F&B	TES	21,38	21,38	0,00
90:10	CRF	DES	19,14	19,14	0,00
90:10	CRF	TES	6,29	6,29	0,00
90:10	FAS	DES	71,54	71,54	0,00
90:10	FAS	TES	35,02	35,02	0,00
80:20	F&B	DES	10,79	10,79	0,00
80:20	F&B	TES	20,59	20,59	0,00
80:20	CRF	DES	24,76	24,76	0,00
80:20	CRF	TES	18,64	18,64	0,00
80:20	FAS	DES	34,68	34,68	0,00
80:20	FAS	TES	29,99	29,99	0,00

3.1.4 Forecasting Penjualan Januari-Desember 2026

Model dan parameter yang dipilih dari skenario utama 90:10 pada setiap kategori kemudian dilatih kembali menggunakan seluruh 36 observasi untuk menghasilkan *forecast* Januari-Desember 2026. Tabel 5 memperlihatkan hasil *forecast* bulanan yang menjadi dasar estimasi awal rekomendasi stok. Skenario 80:20

tidak digunakan untuk mengganti parameter operasional.

Tabel 5. *Forecast* Penjualan Per Kategori Tahun 2026 (unit)

Bulan	F&B	CRF	FAS
Jan	1.231	104	54
Feb	1.222	146	82
Mar	1.214	109	68
Apr	1.205	147	106
Mei	1.197	475	243
Jun	1.188	213	203
Jul	1.180	326	293
Agu	1.171	212	180
Sep	1.163	164	95
Okt	1.154	189	81
Nov	1.146	188	89
Des	1.137	114	50

Forecast F&B bergerak menurun secara bertahap dari 1.231 unit pada Januari menjadi 1.137 unit pada Desember 2026. Interpretasi komponen akhir model menunjukkan level sekitar 1.239,41 unit dan trend -8,50 unit per bulan. Arah trend negatif tersebut konsisten dengan bentuk *forecast* yang hampir linear dan membantu menjelaskan mengapa DES, yang menggunakan level dan trend tanpa faktor musiman eksplisit, menghasilkan MAPE paling rendah pada F&B.

CRF berfluktuasi dari 104 unit pada Januari, mencapai 475 unit pada Mei dan 326 unit pada Juli. FAS, yang kini menggunakan parameter skenario utama 90:10, meningkat dari 54 unit pada Januari menjadi 243 unit pada Mei dan mencapai puncak 293 unit pada Juli. Secara matematis, puncak tersebut berasal dari faktor musiman TES. Secara konteks bisnis, periode Mei-Juli di Indonesia dapat beririsan dengan libur sekolah, transisi tahun ajaran, kegiatan bazar/festival, atau promosi pertengahan tahun. Namun, variabel kalender dan promosi tidak tersedia pada dataset, sehingga hubungan tersebut diperlakukan sebagai hipotesis kontekstual. *Forecasting* ritel memang perlu mempertimbangkan faktor kalender, promosi, dan perubahan permintaan ketika data tersedia [3].

Khusus FAS, rentang *forecast* 50-293 unit menunjukkan perubahan kebutuhan yang besar antarbulan. Karena MAPE utama 90:10 masih 35,02%, besaran *forecast* tidak boleh langsung diterjemahkan menjadi pembelian dengan tingkat kepercayaan yang sama seperti F&B atau CRF. Penggunaan hasil FAS lebih tepat sebagai indikator arah dan prioritas yang dikombinasikan dengan data stok terbaru, status produk aktif, dan informasi promosi.

3.1.5 Rekomendasi Kebutuhan Stok Produk

Forecast kategori belum langsung menjadi rekomendasi setiap item. Sistem menghitung proporsi

kontribusi unit penjualan historis tiap produk terhadap total kategori, lalu mengalikan proporsi tersebut dengan *forecast* kategori. Pada F&B, produk dengan kontribusi historis lebih besar memperoleh estimasi stok yang lebih tinggi; logika yang sama diterapkan pada CRF dan FAS.

Pendekatan tersebut memiliki batasan bisnis yang paling kuat pada CRF dan FAS. Produk yang dominan pada awal periode 2023-2025 dapat berkurang relevansinya pada 2026, sedangkan produk baru dapat memperoleh alokasi terlalu rendah karena belum memiliki riwayat panjang. Oleh sebab itu, proporsi tiga tahun tidak diperlakukan sebagai kebijakan pemesanan otomatis. Pengembangan berikutnya perlu menggunakan proporsi berbobot *recency*, misalnya memberi bobot lebih besar pada enam bulan terakhir, sekaligus menyaring produk aktif/tidak aktif sebelum alokasi [10],[12].

Secara keseluruhan, rekomendasi sistem merupakan estimasi prioritas persediaan. Nilai akhir pemesanan masih harus mempertimbangkan stok aktual, barang dalam pemesanan, *lead time* pemasok, *safety stock*, minimum order, status produk, promosi, serta batas modal. Pembatasan ini mencegah *forecast* kategori dibaca sebagai keputusan inventory final.

3.2. Pengujian Sistem

Black Box Testing dilaksanakan pada 16 skenario fungsi yang mewakili autentikasi, pengelolaan data, proses *forecasting*, rekomendasi stok, laporan, dan *logout*. Peneliti memeriksa fungsi, *input*, serta keluaran yang diharapkan, sedangkan pengurus memeriksa alur penggunaan dan kesesuaian informasi dengan kebutuhan operasional. Ringkasan hasil disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian *Black Box*

No	Skenario uji	Hasil pengamatan	Status
1	Akses halaman	Halaman sistem dapat diakses	Valid
2	Login data benar	Admin masuk ke <i>dashboard</i>	Valid
3	Login data salah	Sistem menolak dan menampilkan pesan	Valid
4	<i>Dashboard</i>	Ringkasan data tampil sesuai fungsi	Valid
5	Kelola penjualan	Tambah/ubah/hapus/cari/filter berjalan	Valid
6	Import penjualan	Berkas Excel dapat diproses	Valid
7	Detail transaksi	Rincian transaksi tampil	Valid
8	Kelola produk	Tambah/ubah/hapus/cari berjalan	Valid
9	Data time series	Agregasi bulanan dapat ditampilkan	Valid
10	Proses <i>forecasting</i>	DES dan TES dapat dihitung	Valid
11	Hasil <i>forecasting</i>	MAPE dan model terpilih tampil	Valid
12	Detail <i>forecasting</i>	Rincian perhitungan dan periode tampil	Valid

No	Skenario uji	Hasil pengamatan	Status
13	Rekomendasi stok	Estimasi stok produk dapat dihitung	Valid
14	Laporan	Data hasil tersaji pada laporan	Valid
15	Cetak laporan	Laporan dapat dicetak	Valid
16	<i>logout</i>	Sesi admin berakhir dan kembali ke <i>login</i>	Valid

Seluruh skenario *Black Box* berstatus valid, sehingga fungsi utama aplikasi berjalan sesuai keluaran yang diharapkan. Validasi numerik RStudio juga menunjukkan kesesuaian keluaran DES/TES dengan *engine* PHP, sedangkan perbandingan *Naive Forecast* menunjukkan nilai tambah prediktif model terpilih. Meskipun demikian, keterbatasan metodologis tetap ada: data hanya 36 bulan, *grid* parameter masih diskret, kestabilan musiman TES terbatas oleh panjang *training*, dan ketidakpastian FAS pada evaluasi utama masih tinggi. Karena itu, keberhasilan fungsional aplikasi, validitas implementasi matematis, dan tingkat akurasi *forecasting* dibedakan secara eksplisit dalam interpretasi hasil.

4. KESIMPULAN

Penelitian berhasil membangun sistem informasi *forecasting* penjualan produk UMKM berbasis *web* menggunakan Laravel dan MySQL serta mengimplementasikan *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplicative* pada data Januari 2023-Desember 2025. Evaluasi utama 90:10 menetapkan DES sebagai model terbaik untuk F&B dengan MAPE 6,56%, sedangkan TES menjadi model terbaik untuk CRF 6,29% dan FAS 35,02%. Skenario 80:20 hanya digunakan sebagai *robustness check* dan mempertahankan peringkat model yang sama, dengan MAPE masing-masing 10,79%, 18,64%, dan 29,99%; hasil 80:20 tidak digunakan untuk mengganti parameter utama. Ketiga model terpilih juga mengungguli *Naive Forecast* pada kedua skenario. Validasi independen di RStudio terhadap 12 kombinasi kategori-metode-skenario menghasilkan selisih MAPE 0,00 poin persentase setelah pembulatan dua desimal terhadap *output* PHP. *Forecast* 2026 menggunakan parameter 90:10 untuk seluruh kategori: F&B cenderung menurun, sedangkan CRF dan FAS lebih berfluktuasi dengan puncak musiman pada Mei-Juli. Hasil FAS tetap harus digunakan secara konservatif karena error utama masih 35,02%. Alokasi *forecast* kategori ke produk berdasarkan proporsi historis bermanfaat sebagai prioritas awal, tetapi belum layak menjadi jumlah pemesanan final, terutama pada produk dengan siklus hidup pendek.

Adapun saran untuk pengembangan sistem dan penelitian selanjutnya adalah menambahkan hak akses bagi pelaku UMKM atau *supplier*, bagian pemesanan/pengadaan, serta pihak pimpinan agar hasil *forecasting* dan rekomendasi kebutuhan stok dapat dimanfaatkan oleh pihak yang berkepentingan. Informasi UMKM atau *supplier* pada setiap produk juga dapat ditambahkan agar rekomendasi stok terhubung langsung dengan penyedia produk.

Perhitungan kebutuhan stok selanjutnya perlu mempertimbangkan stok aktual, barang masuk, barang keluar, stok dalam pemesanan, *lead time*, *safety stock*, *minimum order*, promosi, kalender, serta status aktif produk. Penelitian berikutnya juga disarankan menggunakan periode historis yang lebih panjang, menguji *baseline* tambahan seperti *Simple Moving Average* atau *seasonal naive*, menerapkan optimasi parameter kontinu, menambahkan metrik MAE/MASE, dan mengembangkan proporsi penjualan berbobot *recency* agar alokasi stok lebih responsif terhadap perubahan siklus hidup produk.

REFERENSI

- [1] P. C. Verhoef et al., "Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda," *J. Bus. Res.*, vol. 122, pp. 889–901, 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.09.022.
- [2] F. Petropoulos et al., "Forecasting: theory and practice," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 3, pp. 705–871, 2022, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
- [3] R. Fildes, S. Ma, and S. Kolassa, "Retail forecasting: Research and practice," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 4, pp. 1283–1318, 2022, doi: 10.1016/j.ijforecast.2019.06.004.
- [4] R. Gustriansyah, E. Ermatita, and D. P. Rini, "An approach for sales forecasting," *Expert Syst. Appl.*, vol. 207, p. 118043, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118043.
- [5] M. H. Riandi, N. T. Wiyani, and D. Arigawati, "Prediksi Penjualan Melalui Metode Weighted Moving Average (Wma) Pada Umkm 'Nasi Bakar,'" *J. Ris. Entrep.*, vol. 7, no. 2, pp. 190–205, 2024, doi: 10.30587/jre.v7i2.8459.
- [6] C. A. Suhendra, M. Asfi, W. J. Lestari, and I. Syafrinal, "Sistem Peramalan Persediaan Sparepart Menggunakan Metode Weight Moving Average dan Reorder Point," *MATRIK*, vol. 20, no. 2, pp. 343–354, 2021, doi: 10.30812/matrik.v20i2.1052.
- [7] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*. Melbourne: Otexts, 2021. [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp3>
- [8] N. Andriani, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Application of Double Exponential Smoothing Holt and Triple Exponential Smoothing Holt-Winter with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, pp. 475–483, 2022, doi: 10.20956/j.v18i3.17492.
- [9] D. M. Khairina, Y. Daniel, and P. P. Widagdo, "Comparison of double exponential smoothing and triple exponential smoothing methods in predicting income of local water company," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1943, no. 1, Art. no. 012102, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1943/1/012102.
- [10] J. Vimala and A. Nugroho, "Forecasting Penjualan Obat Menggunakan Metode Single, Double, dan Triple Exponential Smoothing (Studi Kasus: Apotek Mandiri Medika)," *IT-Explore J. Penerapan Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 1, no. 2, pp. 90–99, 2022, doi: 10.24246/itexplore.v1i2.2022.pp90-99.
- [11] D. N. Abdurrahman and R. Rachman, "Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Pendapatan Perusahaan dengan Metode Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing," *Method. J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–36, 2024, doi: 10.46880/mtk.v10i1.2611.
- [12] T. P. J. Tarisya and A. H. Primandari, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing dan Metode Triple Exponential Smoothing untuk Harga Telur pada Produsen di Kabupaten Sukabumi," *Emerg. Stat. Data Sci. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 204–214, 2023, doi: 10.20885/esds.vol1.iss.2.art21.
- [13] S. Makridakis, E. Spiliotis, and V. Assimakopoulos, "M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 4, pp. 1346–1364, 2022, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.013.
- [14] H. Hewamalage, K. Ackermann, and C. Bergmeir, "Forecast evaluation for data scientists: common pitfalls and best practices," *Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 37, pp. 788–832, 2023, doi: 10.1007/s10618-022-00894-5.
- [15] F. Mahardika, K. Mustofa, and A. T. Suseno, "Implementasi Metode Waterfall pada Sistem Informasi Penjualan Unit Motor Berbasis Web," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 137–145, 2023, doi: 10.56211/helloworld.v2i3.277.