

Terbit online pada laman : <http://teknosi.fti.unand.ac.id/>

Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi

| ISSN (Print) 2460-3465 | ISSN (Online) 2476-8812 |



Artikel Penelitian

Perbandingan Metode *Single Exponential Smoothing* dan Metode *Double Exponential Smoothing* untuk Memprediksi Konsumsi Energi Listrik di PT. PLN ULP Lhokseumawe

Meisya Syahtira ^a, Nurdin ^{b,*}, Fajriana ^c^{a,c} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe 24353, Indonesia^b Program Studi Magister Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe 24353, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 02 Oktober 2025

Revisi Akhir: 14 Desember 2025

Diterbitkan Online: 14 Januari 2026

KATA KUNCI

Single Exponential Smoothing,
Double Exponential Smoothing,
 Prediksi Energi Listrik,
 Perbandingan Akurasi

KORESPONDENSI

E-mail: nurdin@unimal.ac.id*

ABSTRACT

Energi listrik merupakan kebutuhan vital bagi masyarakat dan menjadi penunjang utama dalam berbagai sektor, termasuk rumah tangga, bisnis, hingga industri. Seiring meningkatnya permintaan listrik setiap tahunnya, PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe dituntut mampu melakukan perencanaan distribusi dan kapasitas daya yang akurat. Prediksi yang kurang tepat dapat menimbulkan ketidakseimbangan antara pasokan dan kebutuhan energi. Penelitian ini membandingkan dua metode peramalan, yaitu *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES), untuk memprediksi konsumsi energi listrik di wilayah Lhokseumawe. Data yang digunakan berupa konsumsi listrik bulanan per kecamatan periode 2022–2024, dengan proyeksi prediksi hingga tahun 2027. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *pra-processing*, penerapan metode SES dan DES, evaluasi akurasi menggunakan MAPE, serta perancangan sistem berbasis *web* menggunakan *Python* dan *Flask*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SES memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dengan nilai MAPE sebesar 5,85%, sedangkan metode DES memperoleh nilai MAPE sebesar 7,87%. Hal ini menegaskan bahwa SES lebih sesuai digunakan untuk data dengan pola fluktuatif acak. Sebaliknya, DES lebih cocok diterapkan pada data dengan pola tren. Melalui perbandingan nilai MAPE, diperoleh gambaran metode mana yang lebih optimal digunakan dalam konteks prediksi konsumsi listrik di Lhokseumawe. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe dalam menyusun strategi distribusi energi listrik yang lebih efektif dan efisien.

1. PENDAHULUAN

Energi listrik adalah bentuk energi yang dihasilkan dari aliran elektron melalui penghantar, yang memungkinkan berbagai perangkat elektronik dan mesin berfungsi [1]. Energi listrik merupakan kebutuhan vital yang menopang hampir seluruh aktivitas manusia, mulai dari rumah tangga, bisnis, hingga industri [2]. Ketergantungan ini membuat listrik berperan penting tidak hanya sebagai sumber energi utama bagi perangkat elektronik, tetapi juga dalam menjaga stabilitas ekonomi dan sosial Masyarakat. Di Indonesia, kebutuhan listrik terus mengalami peningkatan seiring pertumbuhan penduduk,

pembangunan infrastruktur, dan kemajuan teknologi [3]. Berdasarkan Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) 2024–2060, permintaan listrik nasional diproyeksikan meningkat rata-rata 3,6% hingga 4,2% per tahun [4].

PT. PLN adalah satu-satunya perusahaan listrik milik negara yang menyediakan dan mengatur listrik bagi Masyarakat [5]. Sebagai penyedia layanan energi utama, PT. PLN (Persero) memiliki tanggung jawab dalam memastikan ketersediaan pasokan listrik yang memadai [6], termasuk di wilayah Unit Layanan Pelanggan (ULP) Lhokseumawe. Tantangan utama yang dihadapi adalah bagaimana melakukan prediksi konsumsi listrik secara akurat untuk mendukung perencanaan distribusi dan kapasitas daya.

Ketidakakuratan dalam peramalan dapat menyebabkan kelebihan atau kekurangan pasokan yang berakibat pada inefisiensi biaya serta gangguan distribusi energi. Oleh karena itu, metode peramalan yang tepat sangat dibutuhkan agar keseimbangan antara pasokan dan permintaan dapat terjaga.

Peramalan energi listrik yang akurat dan konsisten merupakan aspek yang sangat penting untuk memperoleh pemahaman yang jelas tentang teknik peramalan, karena hal ini berperan dalam menentukan kapasitas yang diperlukan guna memenuhi kebutuhan energi di masa depan. Untuk analisis yang akurat, diperlukan pengumpulan data historis, pemilihan metode peramalan yang tepat, serta pengujian dan validasi model untuk memastikan keakuratan prediksi [7]. Produksi listrik yang berlebihan dapat menyebabkan pemborosan dan biaya tinggi bagi perusahaan, sementara produksi yang kurang memungkinkan pesaing masuk ke pasar [8].

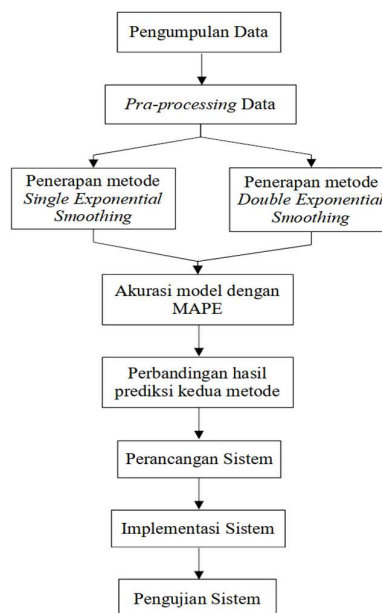
Berbagai metode telah digunakan dalam penelitian sebelumnya untuk memprediksi konsumsi energi listrik, di antaranya *Moving Average*, *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC), hingga model pembelajaran mesin. Namun, metode sederhana seperti *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) tetap relevan karena mampu memberikan hasil yang cukup akurat dengan perhitungan yang lebih efisien. Metode SES umumnya digunakan untuk data tanpa tren, sedangkan DES lebih cocok untuk data dengan kecenderungan tren. Sejumlah

penelitian sebelumnya menunjukkan perbedaan akurasi kedua metode ini tergantung pada karakteristik data yang dianalisis [9] [10] [11] [12].

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode SES dan DES dalam memprediksi konsumsi energi listrik di PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dalam mendukung pengambilan keputusan terkait perencanaan distribusi listrik, sekaligus memperkaya literatur mengenai penerapan metode peramalan sederhana pada kasus konsumsi energi listrik di tingkat daerah.

2. METODE

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan kinerja metode *Single Exponential Smoothing* dan *Double Exponential Smoothing* dalam memprediksi konsumsi energi listrik di PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe. Untuk mencapai tujuan tersebut, beberapa tahapan penelitian dilakukan, meliputi pengumpulan data historis, *pra-processing* data, penerapan metode SES dan DES, evaluasi hasil peramalan menggunakan MAPE, perbandingan akurasi metode, serta perancangan sistem berbasis *web* menggunakan *Python* dan *Flask*. Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Skema Penelitian

2.1. Pengumpulan dan Pra-Processing Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa catatan konsumsi energi listrik bulanan dalam kWh per kecamatan di wilayah Lhokseumawe periode 2022-2024 yang diperoleh langsung dari PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe. Data yang telah dikumpulkan perlu melalui proses *pra-processing* untuk memastikan kualitas data. Tahapan ini mencakup pembersihan data (*data cleaning*), artinya data mentah yang telah diperoleh perlu diseleksi kembali, seperti menangani data yang hilang, dan

memilah data yang tidak digunakan. Berikut data yang pakai untuk penerapan metode SES dan DES sebagai berikut:

Tabel 1. Konsumsi Energi Listrik Banda Sakti Tahun 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (kWh)
Januari 2022	4.409.488
Februari 2022	4.146.873
Maret 2022	4.423.777
....	
Agustus 2024	4.985.404
September 2024	4.851.581
Oktober 2024	4.931.841

Tabel 2. Konsumsi Energi Listrik Blang Mangat Tahun 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (kWh)
Januari 2022	344.244
Februari 2022	316.798
Maret 2022	340.807
....	
Agustus 2024	351.936
September 2024	331.629
Oktober 2024	347.764

Tabel 3. Konsumsi Energi Listrik Muara Dua Tahun 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (kWh)
Januari 2022	2.180.947
Februari 2022	2.030.230
Maret 2022	2.183.291
....	
Agustus 2024	2.518.830
September 2024	2.451.420
Oktober 2024	2.515.030

Tabel 4. Konsumsi Energi Listrik Muara Satu Tahun 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (kWh)
Januari 2022	565.694
Februari 2022	557.324
Maret 2022	511.459
....	
Agustus 2024	999.894
September 2024	943.955
Oktober 2024	1.017.745

2.2. Metode Single Exponential Smoothing

Single Exponential Smoothing merupakan metode peramalan berbasis rata-rata bergerak yang memberikan bobot lebih besar pada data terbaru melalui fungsi eksponensial. Teknik ini termasuk sederhana dalam penerapan, namun tetap cukup kuat untuk menghasilkan prediksi yang efektif. [13]. Rumus untuk *Single Exponential Smoothing* adalah sebagai berikut:

$$S_t = S_{t-1} + \alpha(X_{t-1} - S_{t-1}) \quad (1)$$

Nilai *alpha* yang rendah baik digunakan untuk data yang mengalami fluktuasi secara acak, sedangkan nilai *alpha* yang tinggi baik digunakan untuk data yang memiliki pola atau tren [14].

2.3. Metode Double Exponential Smoothing

Metode ini adalah model linear yang diperkenalkan oleh Brown [15]. Dalam metode *Double Exponential Smoothing*, proses perataannya dilakukan sebanyak dua kali dengan tahapan sebagai berikut:

1. Menentukan *Smoothing Pertama* (S'_t)

$$S'_t = \alpha \cdot X_t + \beta \cdot S'_{t-1} \quad (2)$$

2. Menentukan *Smoothing Kedua* (S''_t)

$$S''_t = \alpha \cdot S'_t + \beta \cdot S''_{t-1} \quad (3)$$

3. Menentukan konstanta (a_t)

$$a_t = 2S'_t - S''_t \quad (4)$$

4. Menentukan *Slope* (b_t)

$$b_t = \frac{\alpha}{\beta} (S'_t - S''_t) \quad (5)$$

5. Menentukan *Forecasting* (F_{t+m})

$$F_{t+m} = a_t + b_t m \quad (6)$$

Nilai *beta* didapatkan dari $1-\alpha$ yang dimana hasilnya menjadi nilai *beta* [16].

2.4. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan metode yang digunakan untuk mengukur besarnya persentase kesalahan antara data aktual dengan hasil peramalan. Perhitungan MAPE dilakukan dengan menghitung selisih absolut antara nilai observasi dan nilai prediksi pada setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai aktual. Hasil dari perhitungan tersebut selanjutnya dirata-ratakan untuk memperoleh persentase kesalahan absolut secara keseluruhan [17].

$$MAPE = \frac{(X_t - F_t)}{X_t} \times 100\% \quad (7)$$

Pendekatan ini bermanfaat ketika besaran variabel hasil peramalan menjadi faktor penting dalam menilai akurasi prediksi. Nilai MAPE menunjukkan seberapa besar tingkat kesalahan peramalan dibandingkan dengan data aktual [18]. Dalam tabel kriteria nilai MAPE, dapat dinyatakan sebagai berikut:

Tabel 5. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
<10%	Sangat Baik
10-20 %	Baik
20-50 %	Cukup
>50 %	Buruk

2.5. Perbandingan Akurasi

Hasil prediksi dari metode *Single Exponential Smoothing* dan *Double Exponential Smoothing* dibandingkan berdasarkan nilai MAPE untuk menentukan metode mana yang lebih akurat dalam peramalan konsumsi energi listrik.

2.6. Perancangan Sistem

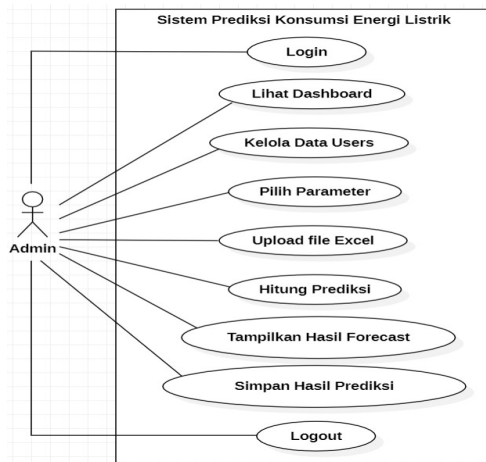
Perancangan sistem dilakukan untuk menggambarkan alur kerja penelitian sekaligus sebagai dasar dalam membangun aplikasi. Sistem ini dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan *framework Flask* sebagai pendukung pembuatan aplikasi berbasis *web*.

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman populer yang bersifat serbaguna. Bahasa ini banyak digunakan pada berbagai bidang, seperti pemrosesan bahasa alami oleh peneliti, pengembangan aplikasi *web* dinamis oleh pengembang *web*, hingga keperluan administrasi sistem oleh administrator jaringan [19]. *Flask* merupakan *framework web* berbasis *Python* yang termasuk dalam kategori *microframework*. Perannya adalah menyediakan kerangka dasar untuk pengembangan aplikasi sekaligus mengatur tampilan antarmuka pada sebuah *web* [20].

Untuk memperjelas proses dan interaksi dalam sistem, digunakan pemodelan *Unified Modeling Language* (UML) yang meliputi:

1. *Use Case Diagram*

Use Case merupakan diagram yang menggambarkan interaksi antara aktor (pengguna) dengan sistem melalui fitur yang tersedia [21].

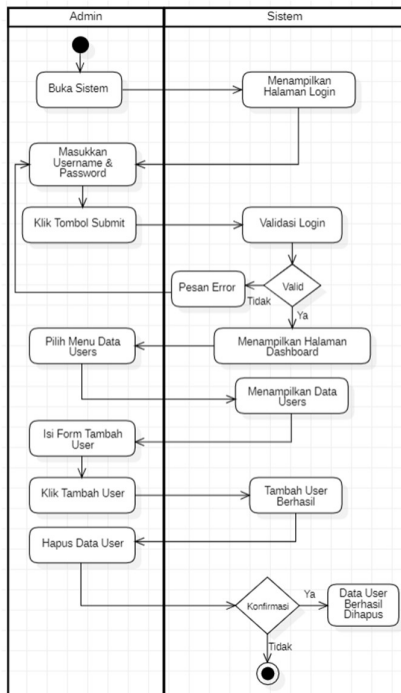


Gambar 2. Use Case Diagram

2. Activity Diagram

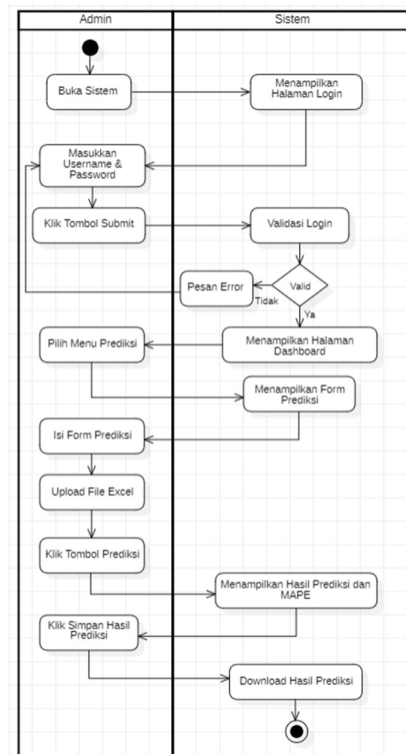
Activity Diagram adalah diagram yang menggambarkan alur aktivitas atau proses kerja dalam sistem secara berurutan dari awal hingga akhir.

a. Activity Diagram Data Users



Gambar 3. Diagram Activity Data Users

b. Activity Diagram Prediksi

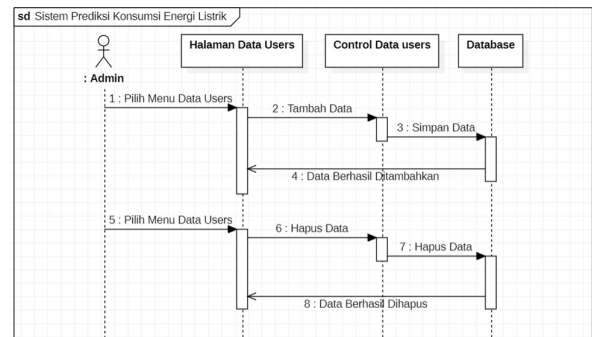


Gambar 4. Activity Diagram Prediksi

3. Sequence Diagram

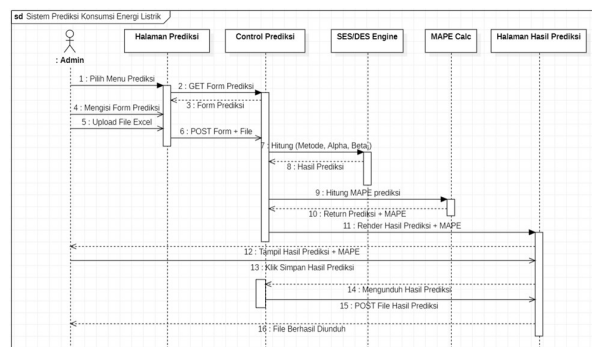
Sequence Diagram adalah salah satu jenis diagram UML yang digunakan untuk menggambarkan interaksi antar objek dalam sistem berdasarkan urutan waktu.

a. Sequence Diagram Data Users



Gambar 5. Sequence Diagram Data Users

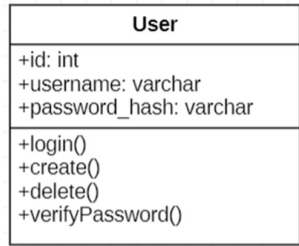
b. Sequence Diagram Prediksi



Gambar 6. Sequence Diagram Prediksi

4. Class Diagram

Class Diagram adalah diagram UML yang digunakan untuk memperlihatkan struktur sistem melalui kelas-kelas yang berisi atribut, operasi, serta hubungan antar kelas.



Gambar 7. *Class Diagram*

2.7. Implementasi Sistem

Tahap akhir dari penelitian ini adalah mengembangkan dan mengimplementasikan sistem berbasis metode yang telah terbukti memiliki akurasi terbaik. Sistem ini nantinya dapat digunakan untuk melakukan prediksi konsumsi energi listrik secara otomatis.

2.8. Pengujian Sistem

Setelah sistem selesai diimplementasikan, tahap berikutnya adalah melakukan pengujian menggunakan *blackbox* untuk memastikan bahwa sistem berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam memproses data dan menghasilkan prediksi konsumsi listrik yang akurat.

3. HASIL

3.1. Hasil Perhitungan Metode Single Exponential Smoothing

Pada perhitungan *Single Exponential Smoothing* dibutuhkan parameter pemulusan *alpha* yang dimana hasil prediksi akan ditentukan oleh parameter. Pada studi kasus ini, penulis telah melakukan *trial* dan *error* untuk menentukan nilai *alpha*. Hasil yang diperoleh adalah nilai *alpha* yang paling optimal yaitu *alpha* sebesar 0,8. Parameter akan digunakan untuk melakukan perhitungan metode *Single Exponential Smoothing*. Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (1).

Tabel 6. Perhitungan *Forecasting*

$S_1 = 4.409.488$
$S_2 = 4.409.488 + 0,8 (4.146.873 - 4.409.488) = 4.199.396$
$S_3 = 4.199.396 + 0,8 (4.423.777 - 4.199.396) = 4.378.901$
.....
$S_{32} = 5.130.786 + 0,8 (4.985.404 - 5.130.786) = 5.014.480$
$S_{33} = 5.014.480 + 0,8 (4.851.581 - 5.014.480) = 4.884.161$
$S_{34} = 4.884.161 + 0,8 (4.931.841 - 4.884.161) = 4.922.305$

Maka bisa disimpulkan bahwa nilai prediksi pada bulan ke 35 adalah 4.922.305 kWh. Hasil prediksi yang diperoleh akan digunakan untuk mencari nilai prediksi 3 tahun mendatang. Keakuratan hasil prediksi dapat dilihat dari perhitungan MAPE menggunakan persamaan (7) sebagai berikut:

$$\text{MAPE-34} = \frac{(4.931.841 - 4.884.161)}{4.931.841} \times 100\% \\ = 0,97 \%$$

Tabel 7. MAPE Prediksi Konsumsi Energi Listrik Banda Sakti 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (Kwh)	Forecast	MAPE
Januari 2022	4.409.488	4.409.488	6,33%
Februari 2022	4.146.873	4.199.396	5,07%
Maret 2022	4.423.777	4.378.901	7,00%
...	...	...	...
Agustus 2024	4.985.404	5.014.480	3,36%
September 2024	4.851.581	4.884.161	0,97%
Oktober 2024	4.931.841	4.922.305	-

Berdasarkan hasil perhitungan sebelumnya, dapat dilakukan prediksi konsumsi energi listrik setiap kecamatan di wilayah kota Lhokseumawe menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* hingga 3 tahun kedepan. Tabel 8 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Banda Sakti untuk periode 2025- 2027:

Tabel 8. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Banda Sakti 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	4.922.305
Desember 2024	4.929.934
Januari 2025	4.923.831
....	
Oktober 2027	4.926.545
November 2027	4.926.542
Desember 2027	4.926.544

Tabel 9 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Blang Mangat untuk periode 2025-2027 :

Tabel 9. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Blang Mangat 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	345.201
Desember 2024	347.251
Januari 2025	345.611
....	
Oktober 2027	346.341
November 2027	346.340
Desember 2027	346.341

Tabel 10 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Muara Dua untuk periode 2025-2027 :

Tabel 10. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Muara Dua 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	2.505.705
Desember 2024	2.513.165
Januari 2025	2.507.197
....	
Oktober 2027	2.509.851
November 2027	2.509.848
Desember 2027	2.509.851

Tabel 11 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Muara Satu untuk periode 2025-2027.

Tabel 11. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Muara Satu 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	1.005.202
Desember 2024	1.015.236
Januari 2025	1.007.208
....	
Oktober 2027	1.010.779
November 2027	1.010.775
Desember 2027	1.010.778

3.2. Hasil Perhitungan Metode Double Exponential Smoothing

Pada perhitungan *Double Exponential Smoothing* dibutuhkan parameter pemulusan *alpha* dan *beta* yang dimana hasil prediksi akan ditentukan oleh parameter. Penulis telah melakukan *trial* dan *error* untuk menentukan nilai *alpha* dan *beta*. Hasil yang diperoleh adalah nilai *alpha* dan *beta* yang paling optimal yaitu *alpha* sebesar 0,8 dan *beta* diperoleh dari $1 - \alpha = 0,2$. Parameter akan digunakan untuk melakukan perhitungan metode *Double Exponential Smoothing*.

1. Smoothing Pertama

Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (2) sebagai mana terlihat pada Tabel 12.

Tabel 12. Perhitungan Smoothing Pertama

$S'_1 = 4.409.488$
$S'_2 = (0,8) \times 4.146.873 + (0,2) \times 4.409.488 = 4.199.396$
$S'_3 = (0,8) \times 4.423.777 + (0,2) \times 4.199.396 = 4.378.900,80$
.....
$S'_{32} = (0,8) \times 4.985.404 + (0,2) \times 5.130.786,05 = 5.014.480,41$
$S'_{33} = (0,8) \times 4.851.581 + (0,2) \times 5.014.480,41 = 4.884.160,88$
$S'_{34} = (0,8) \times 4.931.841 + (0,2) \times 4.884.160,88 = 4.922.304,98$

2. Smoothing Kedua

Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (3) sebagai mana terlihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Perhitungan Smoothing Kedua

$S''_1 = 4.409.488$
$S''_2 = (0,8) \times 4.199.396,00 + (0,2) \times 4.409.488 = 4.241.414,40$
$S''_3 = (0,8) \times 4.378.900,80 + (0,2) \times 4.241.414,40 = 4.351.403,52$
.....
$S''_{32} = (0,8) \times 5.014.480,41 + (0,2) \times 5.117.941,37 = 5.035.172,60$
$S''_{33} = (0,8) \times 4.884.160,88 + (0,2) \times 5.035.172,60 = 4.914.363,23$
$S''_{34} = (0,8) \times 4.922.304,98 + (0,2) \times 4.914.363,23 = 4.920.716,63$

3. Konstanta

Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (4) sebagai mana terlihat pada Tabel 14.

Tabel 14. Perhitungan Konstanta

$a_1 = 4.409.488$
$a_2 = (2 \times 4.199.396,00) - 4.241.414,40 = 4.157.377,60$
$a_3 = (2 \times 4.378.900,80) - 4.351.403,52 = 4.406.398,08$
.....
$a_{32} = (2 \times 5.014.480,41) - 5.035.172,60 = 4.993.788,22$
$a_{33} = (2 \times 4.884.160,88) - 4.914.363,23 = 4.853.958,54$
$a_{34} = (2 \times 4.922.304,98) - 4.920.716,63 = 4.923.893,33$

4. Slope

Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (5) sebagai mana terlihat pada Tabel 15.

Tabel 15. Perhitungan Slope

$b_1 = 0$
$b_2 = \frac{0,8}{0,2} \times (4.199.396,00 - 4.241.414,40) = -168.073,60$
$b_3 = \frac{0,8}{0,2} \times (4.378.900,80 - 4.351.403,52) = 109.989,12$
.....
$b_{32} = \frac{0,8}{0,2} \times (5.014.480,41 - 5.035.172,60) = -82.768,77$
$b_{33} = \frac{0,8}{0,2} \times (4.884.160,88 - 4.914.363,23) = -120.809,38$
$b_{34} = \frac{0,8}{0,2} \times (4.922.304,98 - 4.920.716,63) = 6.353,40$

5. Forecasting

Perhitungan dilakukan menggunakan persamaan (6) sebagai mana terlihat pada Tabel 16.

Tabel 16. Perhitungan Forecasting

$F_1 = 4.409.488,00 + 0,00 = 4.409.488$
$F_2 = 4.157.377,60 + (-168.073,60) = 3.989.304$
$F_3 = 4.406.398,08 + 109.989,12 = 4.516.387$
.....
$F_{32} = 4.993.788,22 + (-82.768,77) = 4.911.019$
$F_{33} = 4.853.958,54 + (-120.809,38) = 4.733.149$
$F_{34} = 4.923.893,33 + 6.353,40 = 4.930.247$

Maka bisa disimpulkan bahwa nilai prediksi pada bulan ke 35 adalah 4.930.247 kWh. Hasil prediksi yang diperoleh akan digunakan untuk mencari nilai prediksi 3 tahun mendatang. Keakuratan hasil prediksi dapat dilihat dari perhitungan MAPE sebagai berikut:

$$\text{MAPE-34} = \frac{(4.931.841 - 4.733.149)}{4.931.841} \times 100\% = 4,03\%$$

Tabel 17. MAPE Prediksi Konsumsi Energi Listrik Banda Sakti 2022-2024

Bulan	Konsumsi Listrik (Kwh)	Forecast	MAPE
Januari 2022	4.409.488	4.409.488	6,33%
Februari 2022	4.146.873	3.989.304	9,82%
Maret 2022	4.423.777	4.516.387	4,08%
...	...	...	...
Agustus 2024	4.985.404	4.911.019	1,23%
September 2024	4.851.581	4.733.149	4,03%
Oktober 2024	4.931.841	4.930.247	-

Berdasarkan hasil perhitungan sebelumnya, dapat dilakukan prediksi konsumsi energi listrik setiap kecamatan di wilayah kota Lhokseumawe menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* hingga 3 tahun kedepan. Tabel 18 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Banda Sakti untuk periode 2025-2027:

Tabel 18. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Banda Sakti 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	4.930.247
Desember 2024	4.936.600
Januari 2025	4.942.954
....	
Oktober 2027	5.152.616
November 2027	5.158.969
Desember 2027	5.165.323

Tabel 19 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Blang Mangat periode 2025-2027:

Tabel 19. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Blang Mangat 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	353.311
Desember 2024	359.798
Januari 2025	366.286
....	
Oktober 2027	580.377
November 2027	586.864
Desember 2027	593.352

Tabel 20 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Muara Dua periode 2025-2027

Tabel 20. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Muara Dua 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	2.526.293
Desember 2024	2.542.762
Januari 2025	2.559.232
....	
Oktober 2027	3.102.734
November 2027	3.119.204
Desember 2027	3.135.674

Tabel 21 berikut merupakan data hasil prediksi konsumsi energi listrik di Muara Satu periode 2025-2027

Tabel 21. Prediksi Konsumsi Energi Listrik Muara Satu 2025-2027

Bulan	Prediksi (kWh)
November 2024	2.526.293
Desember 2024	2.542.762
Januari 2025	2.559.232
....	
Oktober 2027	3.102.734

November 2027	3.119.204
Desember 2027	3.135.674

3.3. Hasil Perbandingan Prediksi Kedua Metode

Perbandingan hasil prediksi dilakukan untuk melihat sejauh mana perbedaan akurasi antara metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES). Nilai MAPE digunakan sebagai indikator utama dalam menilai tingkat kesalahan prediksi, sehingga semakin kecil nilai MAPE maka semakin baik tingkat akurasi metode tersebut.

Pada perhitungan menggunakan metode SES memperoleh hasil prediksi dengan MAPE sebagai berikut:

$$\text{Rata - rata MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{MAPE}_i}{n}$$

$$\text{Rata - rata MAPE}_{\text{Banda Sakti}} = \frac{6,33\% + 5,07\% + 7,00\% + 1,72\% + \dots + 0,97\%}{33}$$

$$= 4,06\%$$

Rata-rata keseluruhan nilai MAPE dari setiap kecamatan di wilayah kota Lhokseumawe menggunakan metode SES diperoleh melalui perhitungan sebagai berikut:

$$\text{Total Rata - rata} = \frac{4,06\% + 5,15\% + 4,59\% + 9,61\%}{4}$$

$$= 5,85\%$$

Tabel 22. Nilai MAPE Prediksi Konsumsi Energi Listrik Wilayah Kota Lhokseumawe 2022-2024 Menggunakan Metode SES

Kecamatan	Rata-rata MAPE
Banda Sakti	4,06 %
Blang Mangat	5,15 %
Muara Dua	4,59 %
Muara Satu	9,61 %
Total Rata-rata	5,85 %

Sedangkan pada perhitungan menggunakan metode DES memperoleh hasil prediksi dengan MAPE sebagai berikut:

$$\text{Rata - rata MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{MAPE}_i}{n}$$

$$\text{Rata - rata MAPE}_{\text{Banda Sakti}} = \frac{6,33\% + 9,82\% + 4,08\% + 8,10\% + \dots + 4,03\%}{33}$$

$$= 5,05\%$$

Rata-rata keseluruhan nilai MAPE dari setiap kecamatan di wilayah kota Lhokseumawe menggunakan metode DES diperoleh melalui perhitungan sebagai berikut:

$$\text{Total Rata - rata} = \frac{5,05\% + 8,24\% + 5,46\% + 12,72\%}{4}$$

$$= 7,87\%$$

Tabel 23. Nilai MAPE Prediksi Konsumsi Energi Listrik Wilayah Kota Lhokseumawe 2022-2024 menggunakan metode DES

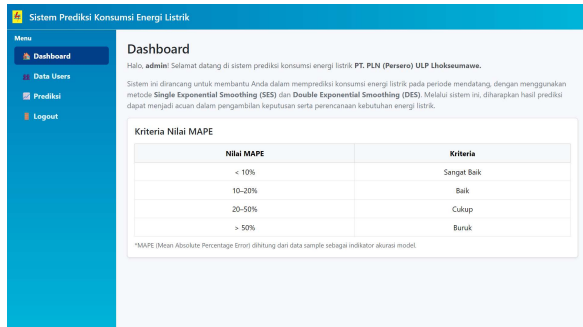
Kecamatan	Rata-rata MAPE
Banda Sakti	5,05 %
Blang Mangat	8,24 %
Muara Dua	5,46 %

Muara Satu	12,72 %
Total Rata-rata	7,87 %

3.4. Implementasi Sistem

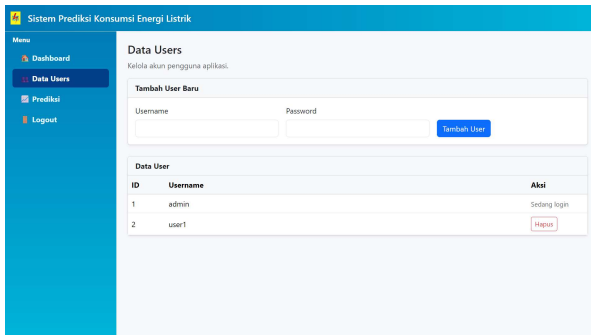
Prediksi konsumsi energi listrik diterapkan melalui sistem aplikasi yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan *microframework Flask*. Sistem ini secara otomatis memproses data historis konsumsi energi listrik yang diinput pengguna untuk menghasilkan prediksi menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES).

1. Tampilan Halaman *Dashboard*



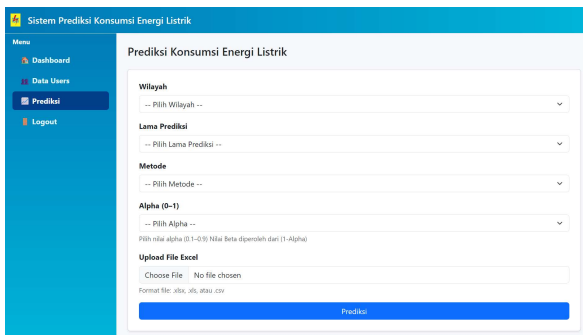
Gambar 8. Halaman *Dashboard*

2. Tampilan Halaman *Data Users*



Gambar 9. Halaman *Data Users*

3. Tampilan Halaman *Prediksi*



Gambar 10. Halaman *Prediksi*

4. Tampilan Halaman Hasil *Prediksi* (SES)

Wilayah	Metode	Alpha	MAPE (in-sample)
Banda Sakti	SES	0.8	4.063%

Periode	Nilai Prediksi
November 2024	492304.976
Desember 2024	492993.795
Januari 2025	492389.740
Februari 2025	4928713.184
Maret 2025	4924807.229
April 2025	4927931.993
Mei 2025	4925432.182
Juni 2025	4927432.031
Juli 2025	4925832.152
Agustus 2025	4927112.055

Gambar 11. Halaman Hasil *Prediksi* (SES)

5. Tampilan Halaman Hasil *Prediksi* (DES)

Wilayah	Metode	Alpha	Beta (1 - Alpha)	MAPE (in-sample)
Banda Sakti	DES	0.8	0.2	5.048%

Periode	Nilai Prediksi
November 2024	4930246.726
Desember 2024	4936600.127
Januari 2025	4942953.527
Februari 2025	4949306.927
Maret 2025	4955660.327
April 2025	4962013.727
Mei 2025	4968367.127
Juni 2025	4974720.527
Juli 2025	4981073.927
Agustus 2025	4987427.327

Gambar 12. Halaman Hasil *Prediksi* (DES)

3.5. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh fitur pada aplikasi Sistem Prediksi Konsumsi Energi Listrik berjalan sesuai dengan kebutuhan yang telah ditentukan seperti terlihat pada Tabel 24.

Tabel 24. Hasil Pengujian Sistem

No	Nama Fitur	Skenario	Hasil	Keterangan
1	Login (Valid)	Admin memasukkan <i>username</i> & <i>password</i> yang benar lalu klik <i>submit</i>	Berhasil	Dialihkan ke <i>Dashboard</i> , sesi <i>login</i> aktif
2	Login (Tidak Valid)	Admin memasukkan <i>username</i> & <i>password</i> yang salah lalu klik <i>submit</i>	Gagal	Muncul pesan <i>error</i> , tetap di halaman <i>login</i>
3	Dashboard	Membuka <i>dashboard</i> setelah <i>login</i>	Berhasil	Halaman tampil dan info ringkas tentang kriteria MAPE muncul
4	Data Users	Membuka menu <i>Data Users</i>	Berhasil	<i>Form</i> dan Tabel <i>user</i> tampil sesuai isi <i>database</i>
5	Tambah User (Valid)	Mengisi <i>form user</i> baru dan klik <i>tambah user</i>	Berhasil	Data tersimpan, tabel <i>update</i> , <i>flash</i> berhasil

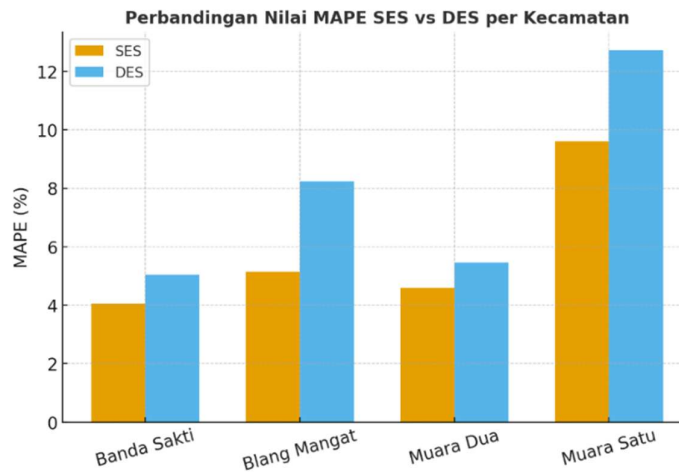
6	Tambah User (Duplikat)	Menambah username yang sudah ada	Gagal	Muncul pesan error "username sudah terdaftar"	11 Logout	Klik Logout pada sistem	Berhasil	Sesi berakhir, akses halaman mengarah ke login
7	Hapus User	Klik Hapus pada salah satu user dan konfirmasi "Ya"	Berhasil	Data terhapus, tabel ter-update, flash berhasil dihapus				
8	Upload Data	Admin mengunggah file Excel	Berhasil	File diterima, kolom/tipe data terbaca				
9	Form Prediksi	Mengisi parameter wilayah, lama prediksi, metode, alpha/beta, upload file excel, kemudian klik prediksi	Berhasil	Dialihkan ke halaman hasil prediksi. Prediksi berhasil, menampilkan wilayah, metode, alpha/beta, nilai MAPE, dan tabel prediksi				
10	Simpan Hasil Prediksi	Klik simpan hasil prediksi pada halaman hasil prediksi	Berhasil	File hasil prediksi terunduh otomatis				

4. PEMBAHASAN

4.1. Perbandingan Akurasi

Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Single Exponential Smoothing* (SES) menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik yaitu 5,85% dibandingkan dengan metode *Double Exponential Smoothing* (DES) yaitu 7,87% pada kasus prediksi konsumsi energi listrik di PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe. Meskipun demikian, bukan berarti metode DES dikatakan tidak akurat, melainkan tingkat keakurasiannya berada di bawah SES pada studi kasus ini. Metode SES dinilai sesuai untuk memprediksi data yang bersifat fluktuatif acak, namun efektivitasnya terbatas, hanya pada peramalan jangka pendek, yaitu hingga 6 bulan ke depan. Sebaliknya, metode DES lebih tepat digunakan pada data yang memiliki pola tren, dan lebih efektif untuk peramalan jangka menengah hingga panjang, yakni sekitar 1 tahun ke depan.

Untuk memperjelas perbandingan tingkat akurasi antara metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES), Gambar 13 ditampilkan grafik perbandingan nilai MAPE pada setiap kecamatan di Kota Lhokseumawe.



Gambar 13. Grafik Hasil Perbandingan Nilai MAPE

4.2. Perbandingan Penelitian Terdahulu

Sebagai upaya memperkuat hasil penelitian ini, dilakukan perbandingan dengan sejumlah penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan pada bidang peramalan. Fokus perbandingan ditujukan pada metode *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), maupun metode sejenis yang pernah digunakan pada studi sebelumnya.

Pada penelitian [9] dengan judul Perbandingan Metode *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing*, dan *Double Exponential Smoothing* Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT

Petrogas Prima Services, hasil penelitian menunjukkan *Double Exponential Smoothing* terbukti menjadi metode yang paling efektif dan efisien untuk meramalkan permintaan tabung gas LPG di perusahaan ini, karena mampu menangkap pola data yang memiliki tren naik dan turun.

Pada penelitian [10] dengan judul Analisis Perbandingan Metode Peramalan *Single Exponential Smoothing* dan *Double Exponential Smoothing* pada Harga Pembukaan Harian XAU/IDR, hasil penelitian menunjukkan dalam konteks data yang stabil tanpa pola musiman atau tren yang jelas, SES lebih optimal dibandingkan DES. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE RMSE yang lebih rendah.

Pada penelitian [15] dengan judul Perbandingan *Forecasting* Menggunakan Metode *Single* Dan *Double Exponential Smoothing* Pada Penjualan Roti hasil penelitian menunjukkan metode *Single Exponential Smoothing* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Double Exponential Smoothing* dalam meramalkan. Hal ini dibuktikan dengan nilai kesalahan yang lebih rendah pada SES, termasuk nilai SSE, MSE dan MAPE.

Berdasarkan hasil kajian terhadap penelitian-penelitian sebelumnya, dapat dilihat bahwa performa metode *Single Exponential Smoothing* (SES) maupun *Double Exponential Smoothing* (DES) sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan. Pada data yang bersifat stabil dan tidak memiliki tren jelas, metode SES terbukti lebih optimal karena menghasilkan nilai *error* yang lebih rendah. Sebaliknya, pada data yang memiliki pola tren naik turun, metode DES menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode lainnya.

5. KESIMPULAN

Sistem prediksi konsumsi energi listrik berhasil dirancang menggunakan *Python* dan *Flask* dengan fitur unggah data, pemilihan periode prediksi, serta penyajian hasil dalam tabel dan file *Excel*. Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) dapat diimplementasikan dengan baik pada sistem dan mampu menghasilkan prediksi berdasarkan data historis konsumsi listrik di PT. PLN (Persero) ULP Lhokseumawe. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode SES memberikan tingkat akurasi lebih tinggi dengan nilai MAPE sebesar 5,85%, sedangkan metode DES menghasilkan nilai MAPE sebesar 7,87%. Dengan demikian, SES lebih sesuai untuk data dengan pola fluktuatif acak, sedangkan DES lebih tepat digunakan pada data yang memiliki pola tren. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem dengan fitur yang lebih interaktif. Peningkatan akurasi juga dapat dilakukan dengan memanfaatkan data historis yang lebih panjang dan detail, termasuk mempertimbangkan faktor eksternal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Muallif, "Pengertian Energi Listrik, Sumber Pembangkit, Transmisi, dan Distribusi: Penggunaan, Konservasi, dan Masa Depan." Accessed: Dec. 04, 2024. [Online]. Available: <https://an-nur.ac.id/blog/pengertian-energi-listrik-sumber-pembangkit-transmisi-dan-distribusi-penggunaan-konservasi-dan-masa-depan.html>
- [2] M. Sadli, W. Fuadi, F. Abdurrahman, N. Islami, and M. Ihsan, "Fuzzy clustering means algorithm analysis for power demand prediction at PT PLN Lhokseumawe," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 19, no. 4, pp. 1145–1151, 2021, doi: [10.12928/TELKOMNIKA.v19i4.14941](https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v19i4.14941).
- [3] A. Adamma Diwanda, I. N. Setiawan, and W. Setiawan, "Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang Di Provinsi Bali Rentang Tahun 2020 – 2030 Menggunakan Neural Network," *J. SPEKTRUM*, vol. 8, no. 2, p. 99, 2021, doi: [10.24843/spektrum.2021.v08.i02.p12](https://doi.org/10.24843/spektrum.2021.v08.i02.p12).
- [4] Kementerian ESDM, "Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) 2024-2060," Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan, Kementerian Energi dan Sumber Daya

- Mineral. Accessed: Mar. 10, 2025. [Online]. Available: https://gatrik.esdm.go.id/frontend/download_index/?kode_category=rukn
- [5] A. M. H. Pardede *et al.*, "Application of Data Mining Prediction of Electricity Deviation Flow Using Metode Backpropagation at PLN Binjai Area," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1363, no. 1, 2019, doi: [10.1088/1742-6596/1363/1/012067](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1363/1/012067).
- [6] PT PLN Persero, "Profil Perusahaan." Accessed: Dec. 04, 2024. [Online]. Available: <https://web.pln.co.id/tentang-kami/profil-perusahaan>
- [7] H. Setiawan, "Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Sektor Rumah Tangga Area Distribusi Jawa Timur Metode Time Series : Model Exponential Growth Curve dan Model Linier," *J. Tek. Elektro*, vol. 10, no. 3, pp. 805–815, 2021.
- [8] A. Hasibuan *et al.*, "Rainy and dry seasons impact on electricity demand in Indonesia," *Sinergi (Indonesia)*, vol. 28, no. 3, pp. 545–556, 2024, doi: [10.22441/sinergi.2024.3.011](https://doi.org/10.22441/sinergi.2024.3.011).
- [9] J. N. A. Aziza, "Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, no. 1, pp. 35–41, 2022, doi: [10.55826/tmit.v1i1.8](https://doi.org/10.55826/tmit.v1i1.8).
- [10] R. M. Putra, "Analisis Perbandingan Metode Peramalan Single Exponential Smoothing dan Double Exponential Smoothing pada Harga Pembukaan Harian XAU/IDR," *KERNEL J. Ris. Inov. Bid. Inform. dan Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 33–40, 2024, doi: [10.31284/j.kernel.2023.v4i1.5333](https://doi.org/10.31284/j.kernel.2023.v4i1.5333).
- [11] V. Gavinda, Nurdin, and Fajriana, "Predicting Electricity Consumption in Aceh Province Using the Markov Chain Monte Carlo Method," *Int. J. Eng. Sci. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 128–135, 2025, doi: [10.52088/ijesty.v5i1.678](https://doi.org/10.52088/ijesty.v5i1.678).
- [12] D. Dhivari, B. Aguchino, and Paduloh, "Perbandingan Forecasting Menggunakan Metode Single Dan Double Exponential Smoothing Pada Penjualan Roti (Studi kasus Elud Cake and Bakery)," *J. Ekon. dan Bisnis*, vol. 2, no. 5, pp. 551–557, 2024, [Online]. Available: <https://j-economics.my.id/index.php/home/issue/view/12>
- [13] A. Ansyari, "Perbandingan Metode SES (Single Exponential Smoothing) dan DES (Double Exponential Smoothing) untuk Peramalan Wisatawan Domestik di Bali," *Indones. J. Thousand Literacies IJTL*, vol. 1, no. 1, pp. 1–9, 2023, doi: [10.57254/ijtl.v1i1.11](https://doi.org/10.57254/ijtl.v1i1.11).
- [14] S. K. M. T. Ir. Billy Eden William Asrul, S. P. M. S. Sitti Zuhriyah, and S. K. M. S. Herlinah, Sistem Pendukung Keputusan Dengan Metode Double Exponential Smoothing. Surabaya: Cipta Media Nusantara, 2022. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=Hz5vEAAAQBAJ>
- [15] Z. Alwi, F. Latuconsina, J. M. Pelletimu, and S. B. Loklomin, "Comparison of Single Exponential Smoothing and Double Exponential Smoothing Methods in Predicting the Number of Examination Samples," *Motekar J. Educ. Sci.*, vol. 1, no. 1, 2024.
- [16] H. ' Dyah, P. Habsari, I. Purnamasari, and D. Yuniarti, "Menggunakan Metode Double Exponeniyal Soothing dan Verifikasi Hasil Peramalan Menggunakan Grafik

- Pengendali Tracking Signal (Studi Kasus: Data IHK Provinsi Kalimantan Timur) Forecasting Uses Double Exponential Smoothing Method And Forecasting Verification Uses Tracking Signal Control Chart,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap. Peramalan*, vol. 14, no. 1, pp. 13–22, 2020, [Online]. Available: <https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/>
- [17] S. P. Wisesa, A. S. Prayogi, and T. M. Fahrudin, “Pemodelan Dan Evaluasi Trend Forecasting Pada Kondisi Korban Kecelakaan Lalu Lintas,” *J. Sist. Cerdas*, vol. 01, no. 02, pp. 56–66, 2018.
- [18] H. D. E. Sinaga, N. Irawati, and S. Informasi, “HOMMY Perbandingan_Double_Moving_Average_Denga,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. IV, no. 2, pp. 197–204, 2018.
- [19] A. Nur and P. R. Cahyani, “Evaluasi Pengguna Jupyter Notebook Pada Python Dalam Pembelajaran Data Science (Studi Kasus : Kapal Titanic),” *Kohesi J. Multidisiplin Saintek*, vol. 4, no. 10, pp. 1–15, 2024.
- [20] R. Maulid, “Python Machine Learning.” Accessed: Dec. 06, 2024. [Online]. Available: <https://dqqlab.id/mengenal-flask-library-machine-learning-python-idaman-developer>
- [21] R. V Palit, Y. D. Y. Rindengan, and A. S. M. Lumenta, “Rancangan Sistem Informasi Keuangan Berbasis Web Di Jemaat GMIM Bukit Moria Malalayang,” *E-Journal Tek. Elektro dan Komput. vol.*, vol. 4, no. 7, pp. 1–7, 2015.