



Studi Perencanaan Upgrading pada Transformator 30 MVA Berdasarkan Hasil Prediksi Beban Berbasis Metode Regresi Eksponensial

Reynanda Bagus Widyo Astomo^{1*}, Rudi Irmawanto², Miftachul Ulum³, Luh Komang Trisna Ayuni⁴

^{1, 2, 4} Program Studi Teknik Elektro, Universitas Muhammadiyah Surabaya, Indonesia

³ Program Studi Teknik Elektro, Universitas Trunojoyo Madura, Indonesia

^{1, 2, 4} Jl. Raya Sutorejo No. 59, Dukuh Sutorejo, Kec. Mulyorejo, Kota Surabaya, Jawa Timur, 60113

³ Jl. Raya Telang PO Box 2, Kec. Kamal, Kab. Bangkalan, Madura, Jawa Timur 69162

E-Mail*: reynanda.bagus@um-surabaya.ac.id

ABSTRACT

Transformers are crucial components in electrical power distribution systems; therefore, their loading limits must be continuously monitored to maintain power system reliability. This study investigates a 30 MVA power transformer that currently operates at a loading level of 70.38%, indicating a subcritical condition as it approaches the standard loading threshold of 80%. Such operating conditions suggest a potential risk of overload in the coming years. The objective of this research is to forecast load growth over a ten-year horizon and to evaluate the capability of the existing 30 MVA transformer to accommodate future demand. An exponential regression approach is employed to model load growth trends based on historical data. The results indicate that transformer loading is expected to exceed the recommended operational limit during the 2030–2034 period, with projected load levels ranging from 25.29 to 35.69 MVA, corresponding to 84.29%–118.98% of the nominal capacity. Based on the capacity evaluation, an upgrading strategy is recommended, involving an increase in transformer capacity from 30 MVA to 60 MVA. This upgrading action reduces the projected loading level to approximately 34.41%–59.49% over the next decade. These findings highlight the importance of proactive transformer capacity planning to ensure the continuity and reliability of power system operations.

Keywords: 30 MVA Transformer, Electrical Load Growth, Load Forecasting, Exponential Linear Regression

ABSTRAK

Transformator merupakan komponen krusial dalam penyaluran energi listrik, sehingga batas kapasitas pembebanannya harus selalu diamati untuk menjaga keandalan sistem tenaga listrik. Objek penelitian ini berupa transformator dengan kapasitas 30 MVA yang saat ini memiliki persentase pembebanan sebesar 70,38%, dan menunjukkan kondisi subkritis karena mendekati batas standar pembebanan sebesar 80%. Kondisi tersebut juga menyebabkan transformator berpotensi memasuki masa overload dalam beberapa tahun ke depan. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk melakukan prediksi pertumbuhan beban selama 10 tahun mendatang, serta mengkaji kemampuan transformator 30 MVA dalam memenuhi kebutuhan beban di masa yang akan datang. Metode regresi linear eksponensial digunakan untuk memperkirakan kecenderungan peningkatan beban berdasarkan data historis. Hasil analisis menunjukkan bahwa pembebanan transformator diperkirakan melampaui batas standar pada periode tahun 2030-2034, dengan rentang pembebanan sebesar 25,29 hingga 35,69 MVA atau 84,29% hingga 118,98% dari kapasitas nominal. Berdasarkan hasil evaluasi kapasitas, maka direkomendasikan tindakan upgrading atau penambahan kapasitas transformator dari yang semula 30 MVA menjadi 60 MVA. Tindakan ini akan menyebabkan penurunan rating beban transformator menjadi 34,41% hingga 59,49% dalam 10 tahun ke depan. Hasil ini menunjukkan Gambaran tentang pentingnya perencanaan kapasitas transformator untuk memastikan kontinuitas sistem tenaga listrik.

Kata Kunci : Transformator 30 MVA, Pertumbuhan Beban Listrik, Prediksi Beban, Regresi Eksponensial

Naskah diterima 15 Desember 2025; Revisi 09 Januari 2026; Diterima 09 Februari 2026. Tanggal Publikasi 01 Maret 2026

Jurnal teknika berada pada lisensi Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License

DOI : 10.30736/jt.v18i1.1601 Hal 55 - 68



1. PENDAHULUAN

Keandalan operasi sistem tenaga listrik sangat ditentukan oleh kemampuan peralatan utama dalam mengakomodasi dinamika pertumbuhan beban tanpa melampaui batas operasional peralatan tersebut. Transformator sebagai salah satu komponen utama sistem tenaga listrik berfungsi mentransformasikan tegangan melalui prinsip induksi elektromagnetik dengan efisiensi tinggi. Secara umum, setiap jenis transformator memiliki batas operasi sebesar 80% berdasarkan rating nominalnya. Sehingga ketika pembebanan melebihi 80% dari kapasitas, perangkat tersebut memasuki kondisi beban lebih (*overload*) (Y. Zhang et al., 2021). Kondisi *overload* dapat menurunkan kualitas isolasi, meningkatkan rugi-rugi, memperpendek usia peralatan, serta meningkatkan potensi kegagalan. Oleh karena itu, strategi teknis seperti *uprating* transformator menjadi penting untuk menjaga keandalan operasional terutama pada jaringan yang mengalami pertumbuhan beban secara dinamis dari waktu ke waktu.

Dalam sistem gardu induk, fasilitas kopel beban sering digunakan untuk mendistribusikan beban antar transformator, baik saat dalam kondisi pemeliharaan maupun saat terjadi gangguan. Namun, permasalahan muncul ketika transformator yang akan menerima pelimpahan beban telah mencapai batas kapasitas standar operasional (Arsya et al., 2024). Kondisi ini dapat menyebabkan lonjakan pembebanan signifikan hingga melampaui kapasitas nominalnya (Das et al., 2024). Meskipun dalam kondisi operasi normal, nilai pembebanannya masih berada pada jangkauan kerja dari transformator. Fenomena ini menunjukkan bahwa perlunya tindakan evaluasi khusus yang mempertimbangkan kondisi pembebanan aktual serta proyeksi pertumbuhan beban di masa depan, sehingga keputusan teknis mengenai *uprating* dapat dipilih dan dilakukan secara akurat dan terencana (Y. Li, 2025).

Sebelumnya, berbagai penelitian tentang model prediksi beban listrik telah dikembangkan dengan pendekatan statistik maupun berbasis kecerdasan buatan, seperti regresi linear, regresi eksponensial, metode ARIMA, hingga jaringan saraf tiruan (ANN). Namun, sebagian besar penelitian tersebut lebih berfokus pada peramalan beban sistem dalam skala besar (*load forecasting*) di tingkat wilayah atau bahkan distribusi, bukan pada analisis spesifik pembebanan transformator yang terhubung langsung dengan kebutuhan *uprating* (Apriani et al., 2024). Studi (Y. Feng, 2021; Yu et al., 2021) menggunakan pendekatan regresi dan metode statistik lainnya untuk memprediksi pertumbuhan beban sistem tenaga listrik, namun analisis dibatasi pada level sistem atau wilayah tanpa mengaitkan hasil prediksi dengan evaluasi kapasitas transformator secara langsung. Sementara itu, penelitian (W. Li et al., 2023) lebih menitikberatkan pada indeks kesehatan transformator serta aspek diagnostik, tanpa mempertimbangkan skenario pertumbuhan beban jangka menengah untuk dasar pengambilan keputusan *uprating*. Berbeda dari studi-studi tersebut, penelitian ini lebih memfokuskan

pada analisis prediksi transformator daya 30 MVA dengan data historis jangka panjang (10 tahun), serta mengevaluasi dampak prediksi beban terhadap kebutuhan *uprating* melalui parameter teknis seperti persentase pembebanan dan arus beban, baik pada kondisi operasi normal maupun saat terjadi kopel beban. Berdasarkan hal tersebut, dapat diasumsikan bahwa penelitian yang secara langsung mengintegrasikan metode regresi linear eksponensial dengan evaluasi kondisi transformator dalam skenario kopel beban masih belum banyak dilakukan. Sehingga terdapat kesenjangan terkait metode peramalan yang lebih sederhana, namun tetap akurat serta dapat digunakan untuk pengambilan keputusan teknis pada tingkat peralatan (Badri et al., 2024).

Berbeda dengan konsep regresi linear yang menganggap pertumbuhan beban selalu berbanding lurus, pendekatan pada regresi eksponensial mampu merepresentasikan karakteristik pertumbuhan beban listrik yang cenderung meningkat secara nonlinier. Dibandingkan metode ARIMA dan ANN yang memerlukan data historis panjang serta parameter yang kompleks, metode ini memiliki kompleksitas rendah dan transparansi matematis yang lebih tinggi, sehingga lebih sesuai untuk studi perencanaan kapasitas transformator di gardu induk dengan ketersediaan data terbatas (She et al., 2024; Yu et al., 2021). Selain itu, penelitian ini tidak hanya berhenti pada prediksi beban, tetapi mengintegrasikannya langsung dengan analisis *uprating* dan implikasi sistemik, yang jarang dibahas secara simultan dalam penelitian terdahulu.

Kontribusi ilmiah utama dalam penelitian ini terletak pada integrasi prediksi pertumbuhan beban jangka menengah berbasis regresi linear eksponensial dengan evaluasi kapasitas transformator daya pada dua kondisi operasi, yaitu kondisi normal dan kondisi kopel beban. Berbeda dengan studi peramalan beban konvensional yang umumnya hanya dilakukan pada estimasi nilai beban, penelitian ini secara kuantitatif mengaitkan hasil prediksi dengan parameter teknis transformator yang meliputi persentase pembebanan, arus nominal, serta batas operasional berbasis standar IEEE dan IEC, sehingga menghasilkan rekomendasi *uprating* yang terukur dan aplikatif pada tingkat peralatan. Tujuan akhir dalam penelitian ini yaitu menentukan kebutuhan *uprating* transformator yang sesuai dengan tren pertumbuhan beban secara aktual berdasarkan prediksi beban selama 10 tahun ke depan. Sehingga hal ini akan dapat meningkatkan keandalan sistem dan mencegah terjadinya *overload* secara berulang pada transformator daya 30 MVA di masa mendatang.

2. METODE

Transformator daya merupakan peralatan statis yang digunakan dalam sistem tenaga listrik untuk mentransformasikan tegangan dan arus pada sistem AC menggunakan prinsip induksi elektromagnetik. Transformator 30 MVA termasuk dalam kategori transformator berdaya menengah hingga besar, yang digunakan pada jaringan transmisi maupun distribusi

untuk menyuplai beban dalam skala luas (B. Zhang et al., 2021). Secara umum, hubungan dasar kapasitas pada transformator dapat dituliskan sebagai persamaan 1. Kemudian dari persamaan 1 juga, nilai arus nominal transformator 30 MVA terhadap tegangan dapat ditentukan dengan membalik persamaan tersebut (Jiao et al., 2024).

$$S = \sqrt{3} \cdot V \cdot I \quad (1)$$

Dimana S merupakan daya semu (VA), V yaitu tegangan RMS (Volt), dan I adalah arus listrik RMS (Ampere).

Transformator mengalami gangguan termal jika beban melebihi kapasitas nominalnya. Regulasi IEEE C57.91 serta IEC 60076 menyebutkan bahwa jika pembebanan transformator lebih dari 80% dan terjadi secara kontinyu, maka akan berpotensi menyebabkan degradasi usia isolasi akibat peningkatan temperatur *hotspot* pada belitan (W. Li et al., 2023).

2.1. Konsep Pembebanan Transformator

Pembebanan transformator merupakan rasio antara daya yang ditanggung transformator terhadap kapasitas nominalnya. Secara matematis, persamaan pembebanan pada transformator ditunjukkan oleh persamaan 2 (Wang et al., 2023).

$$\text{Load (\%)} = \frac{S_{\text{beban}}}{S_{\text{nom}}} \times 100\% \quad (2)$$

Dimana S_{beban} adalah daya aktual (MVA) dan S_{nom} merupakan rating transformator (MVA). Beban pada transformator 30 MVA dianggap normal jika persentase beban <70%, subkritis pada transformator terjadi jika persentase beban 70%-80%, kritis jika persentase mencapai >80%, serta *overburden* jika sudah mencapai >100% dan berbahaya pada operasi berulang (W. Zhang et al., 2025). Tahap awal penelitian dilakukan dengan pengukuran tingkat kecukupan data yang dapat dihitung dengan indeks kecukupan seperti pada persamaan 3.

$$N' = \left[\frac{k}{s} \sqrt{\frac{(N \sum x_i^2) - (\sum x_i)^2}{\sum x_i}} \right]^2 \quad (3)$$

Berdasarkan persamaan 3, konstanta s menyatakan derajat ketelitian (dalam penelitian ini menggunakan 5%), k merupakan tingkat keyakinan, x_i merupakan data primer (daya semu), sedangkan N' merupakan tingkat kecukupan data. (Aizpurua et al., 2023).

2.2. Prediksi Pembebanan Menggunakan Metode Regresi Linear Eksponensial

Regresi linear eksponensial merupakan metode prediksi kuantitatif yang secara umum digunakan untuk memodelkan data dengan pola pertumbuhan meningkat secara non linear (Grünwald, 2007). Dalam analisis beban listrik, metode ini telah banyak digunakan karena karakteristik pertumbuhan beban yang secara umum menunjukkan tren naik akibat

peningkatan konsumsi energi listrik, pembangunan infrastruktur tenaga listrik, dan bertambahnya jumlah pelanggan (Y. Feng, 2021). Pemilihan regresi linear eksponensial dalam penelitian ini didasarkan pada karakteristik tren pembebanan transformator yang menunjukkan pertumbuhan konstan dan relatif stabil, sehingga metode sederhana namun robust seperti regresi linier dianggap lebih representatif serta mudah diimplementasikan untuk mengambil keputusan yang bersifat teknis di tingkat peralatan (Dharmali et al., 2023). Metode lain seperti regresi linear cenderung mengabaikan efek percepatan pertumbuhan, sedangkan metode berbasis kecerdasan buatan memerlukan jumlah data yang lebih besar dan kompleksitas komputasi yang lebih tinggi, sehingga dianggap kurang efisien untuk studi perencanaan kapasitas pada tingkat peralatan. (Cai et al., 2024; Madhukumar et al., 2022). Model dasar regresi eksponensial dinyatakan sebagai persamaan 4.

$$Y = ae^{bx} \quad (4)$$

Dimana Y adalah nilai beban yang diprediksi, X adalah variabel waktu. Sedangkan a dan b merupakan parameter model. Agar dapat dianalisis menggunakan regresi linear, persamaan 4 dapat ditransformasikan melalui logaritma natural menjadi persamaan 5 (GATTI, 2024).

$$\ln Y = \ln a + bX \quad (5)$$

Dengan $Y' = \ln Y$ dan $A = \ln a$. Sehingga diperoleh model linier seperti pada persamaan 6.

$$Y' = A + bX \quad (6)$$

Parameter dari regresi eksponensial dapat dihitung menggunakan persamaan 7 dan persamaan 8 (Cady, 2025; Tuffery, 2023).

$$b = \frac{n \sum (X \ln Y) - \sum X \sum (\ln Y)}{n \sum X^2 - (\sum X)^2} \quad (7)$$

$$a = \frac{\sum (\ln Y) - b \sum X}{n} \quad (8)$$

Dan nilai konstanta perubahan diperoleh dari $g = e^a$. Dengan demikian, model prediksi akhir akan berubah menjadi persamaan 9 (J. Feng et al., 2021).

$$Y = ae^{bx} \quad (9)$$

Metode regresi eksponensial memiliki beberapa keunggulan, seperti kemampuan menggambarkan pertumbuhan jangka panjang yang akan mengikuti tren eksponensial serta prosedur perhitungan yang sederhana berkat transformasi logaritmik. Meskipun demikian, metode ini tidak ideal untuk data dengan fluktuasi besar atau pola yang tidak konsisten, serta cukup sensitif terhadap keberadaan outlier (Kim et al., 2023; Skovbeek et al., 2025). Dalam konteks

prediksi beban listrik pada transformator, regresi eksponensial digunakan untuk menggambarkan pertumbuhan beban berdasarkan data historis yang sudah ada, sehingga mendukung proses perencanaan kapasitas dan *uprating* transformator dengan tujuan agar sistem tetap memenuhi kebutuhan tenaga listrik di masa mendatang (Hedayatnejad et al., 2025; Kim et al., 2023; She et al., 2024).

Untuk mengevaluasi tingkat akurasi model regresi linear eksponensial, peneliti menggunakan indikator kesalahan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dihitung menggunakan persamaan 10 dan 11. Indikator ini dipilih karena dianggap mampu menunjukkan besar kesalahan prediksi dalam bentuk persentase, sehingga mudah diinterpretasikan dalam konteks perencanaan kapasitas transformator (Hand et al., 2001).

$$Error\%_i = \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Error\%_i \quad (11)$$

Dimana Y_i merupakan data aktual pembebanan historis, $\hat{Y}_i$ adalah hasil prediksi model, serta n adalah jumlah data.

Pengujian kesalahan prediksi dilakukan dengan metode validasi historis (*back-testing*), di mana data pembebanan tahun 2015–2023 digunakan sebagai data pelatihan untuk memprediksi beban tahun 2024. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data aktual tahun 2024 untuk menghitung nilai MAPE (Ross, 2019).

2.3. Desain Penelitian dan Jenis Data

Penelitian ini dilakukan berdasarkan data beban sistem kelistrikan di sebuah gardu induk tegangan tinggi PT. XYZ di Kota Surabaya, gardu induk ini menggunakan dua transformator daya berkapasitas 30 MVA. Penetapan analisis data dan perhitungan dilakukan selama periode penelitian.

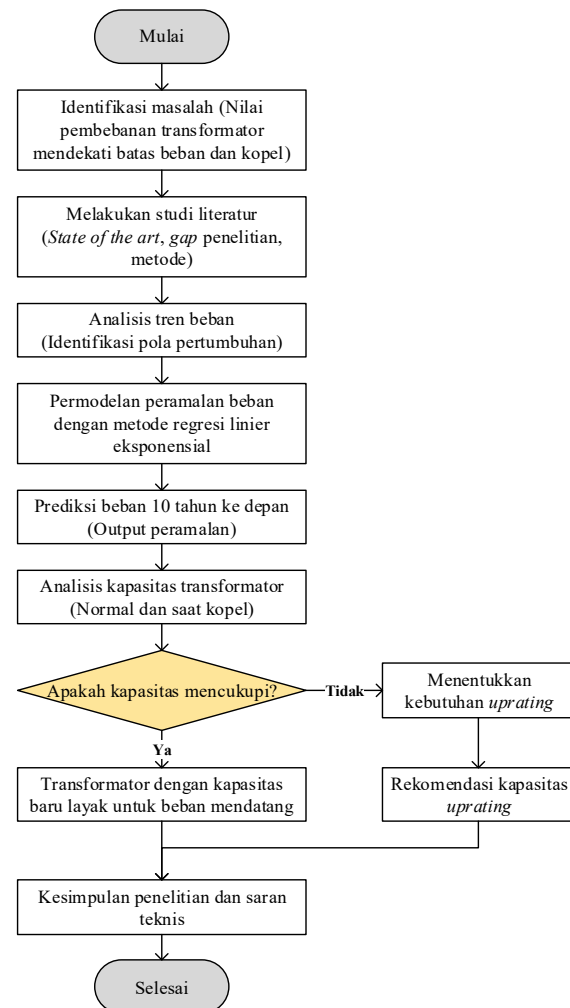
Pendekatan secara kuantitatif diterapkan pada penelitian ini dengan studi kasus berdasarkan pada sistem pembebanan transformator daya 30 MVA. Tujuan penelitian adalah memprediksi pertumbuhan beban transformator serta menentukan kebutuhan *uprating* berdasarkan tren historis pembebanan. Pendekatan kuantitatif dipilih karena seluruh analisis dilakukan menggunakan data numerik, yaitu berupa data pembebanan transformator selama periode 10 tahun.

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data sekunder karena seluruh proses analisis didasarkan pada rekaman historis yang sudah tersedia. Data sekunder terdiri dari data pembebanan transformator selama periode 2015–2024, data karakteristik nominal transformator daya seperti kapasitas, arus nominal, dan batas pembebanan, serta data faktor beban harian maupun data bulanan untuk mendukung validasi dari tren beban. Seluruh data

berasal dari catatan operasi sistem ketenagalistrikan dan laporan historis beban yang telah terdokumentasi sebelumnya.

2.4. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi problematika utama yaitu kondisi transformator 30 MVA yang mendekati titik pembebanan kritis sebesar 80% dari kapasitas utamanya, atau sekitar 24 MVA. Hal ini terjadi terutama saat terjadi kopel pada beban yang akan menyebabkan peningkatan beban secara drastis. Permasalahan ini mengindikasikan perlunya analisis kapasitas transformator baik pada kondisi tebeban normal, maupun saat terjadi pelimpahan beban (Gorginpour et al., 2022).



Gambar 1. Diagram alir tahapan pengerjaan penelitian

Tahap lain yaitu melakukan pengumpulan data historis terkait pembebanan transformator selama periode tertentu. Data ini dianalisis untuk melihat tren pertumbuhan beban tahunan. Metode regresi linear eksponensial digunakan sebagai metode prediksi kondisi beban, karena model dianggap mampu untuk mengilustrasikan pola-pola pertumbuhan beban yang meningkat secara linear dari waktu ke waktu.

Hasil peramalan beban untuk 10 tahun ke depan digunakan untuk mengevaluasi kecukupan kapasitas transformator. Analisis dilakukan pada dua kondisi, yaitu operasi normal dan kondisi kopel beban. Jika hasil evaluasi menunjukkan bahwa transformator 30 MVA tidak mampu menanggung beban kelistrikan di masa depan, maka dilakukan penentuan kebutuhan *uprating* transformator. Tahap akhir dari penelitian ini yaitu berupa hasil evaluasi kapasitas *uprating* transformator berdasarkan prediksi pembebanan dari tahun 2025 hingga 2034.

Diagram alir dari tahapan penelitian dapat dilihat di Gambar 1. Sedangkan Gambar 2 merupakan *flowchart* metode regresi linear eksponensial untuk prediksi beban transformator yang menggambarkan alur sistematis dalam memproyeksikan beban masa depan berdasarkan data historis pembebanan. Proses dimulai dari pengumpulan data historis, yaitu data pembebanan transformator selama 2015–2024. Data-data ini kemudian melalui tahap pemeriksaan dan normalisasi ulang untuk memastikan tidak ada nilai yang hilang, anomali, atau inkonsistensi yang dapat mempengaruhi tingkat akurasi model. Setelah data dinyatakan valid, tahap berikutnya yaitu melakukan

analisis tren pembebanan untuk mengidentifikasi pola pertumbuhan beban. Setelah analisis tren, tahap selanjutnya yaitu melakukan transformasi data beban menggunakan fungsi logaritmik sehingga hubungan antara variabel waktu dan beban dapat diregresikan secara linear.

Transformasi ini bertujuan untuk menyederhanakan perhitungan parameter regresi serta meningkatkan akurasi model terhadap kecenderungan pertumbuhan beban. Hasil dari tahapan ini akan menjadi dasar penyusunan model prediksi beban, yang selanjutnya digunakan untuk analisis kapasitas dan perencanaan *uprating* transformator.

3. PEMBAHASAN

Tabel 1 menunjukkan spesifikasi transformator 30 MVA di PT. XYZ yang digunakan sebagai objek dalam penelitian ini. Data yang dianalisis merupakan data *logsheet* beban transformator di salah satu Gardu Induk di Kota Surabaya milik PT. XYZ yang berupa beban (A), daya aktif (MW) dan daya reaktif.

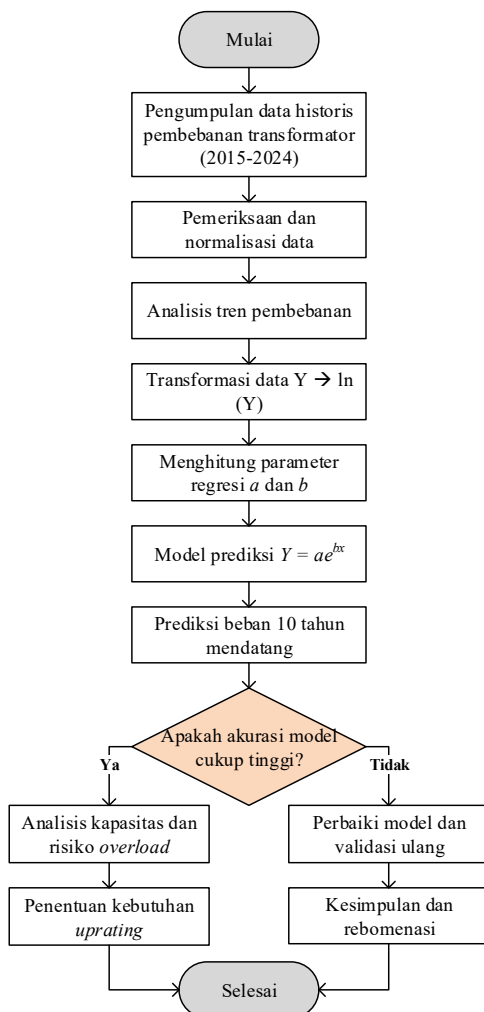
Tabel 1. Spesifikasi Transformator PT. XYZ di salah satu Gardu 150 kV di Kota Surabaya

Data Teknis	Spesifikasi
Merk	UNINDO
Tipe	TTUB 150/30000
Kapasitas	18/30 MVA
Nomor Seri	A-9115118
Tegangan Input	150 KV
Tegangan Output	20 KV
Arus Primer	69,3 / 115,8 A
Arus Sekunder	520 / 866 A
Jumlah Phasa	3
Sarana Pendingin	ONAN/ONAF
Tahun Pembuatan	1991
Jumlah Tap	18
Impedance	12,80%

Data yang diperoleh lalu dihitung nilai daya semunya (MVA). Hasil perhitungan daya semu per bulan dari tahun 2015 hingga 2024 dapat diamati pada Tabel 2. Data beban historis di tabel tersebut menunjukkan tren peningkatan beban tahunan yang relatif konstan selama periode pengamatan. Data yang digunakan merupakan data bulanan di tahun 2015 hingga 2024.

Tabel 2. Daya Semu Transformator 30 MVA PT. XYZ di salah satu Gardu 150 kV di Kota Surabaya

Nilai Daya Semu Pembebanan Transformator (MVA)					
Bulan	Tahun				
	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	18,25	18,89	19,36	19,34	19,42
Februari	18,25	18,88	18,97	19,16	19,27
Maret	18,24	18,87	19,00	19,14	19,15
April	18,24	18,77	19,04	19,22	19,21
Mei	17,94	18,85	19,05	19,15	19,23
Juni	18,28	18,85	19,04	19,15	19,25
Juli	18,28	18,76	19,02	19,14	19,23
Agustus	18,69	18,85	19,02	19,17	19,28



Gambar 2. Diagram alir tahapan pada metode regresi eksponensial

Tabel 2. (Lanjutan)

Bulan	Tahun				
	2020	2021	2022	2023	2024
September	18,73	18,83	19,00	19,24	19,23
Oktober	18,89	18,92	19,20	19,28	19,29
November	19,34	19,34	19,42	19,28	19,30
Desember	18,91	18,82	19,20	19,36	19,55
Rata-rata	18,50	18,89	19,11	19,22	19,28

Bulan	Tahun				
	2020	2021	2022	2023	2024
Januari	19,53	19,52	20,13	20,22	20,81
Februari	19,40	19,48	19,75	19,83	20,12
Maret	19,44	19,49	19,72	20,09	20,23
April	19,43	19,43	19,74	20,12	20,25
Mei	19,46	19,47	19,77	20,21	20,23
Juni	19,44	19,46	19,79	20,28	20,28
Juli	19,44	19,46	20,02	20,35	20,31
Agustus	19,43	19,45	19,83	20,31	20,35
September	19,42	19,51	19,93	20,42	20,42
Oktober	19,46	19,50	20,04	20,50	20,58
November	19,48	19,50	20,13	20,57	20,57
Desember	19,73	19,73	20,20	21,12	21,12
Rata-rata	19,47	19,50	19,92	20,33	20,44

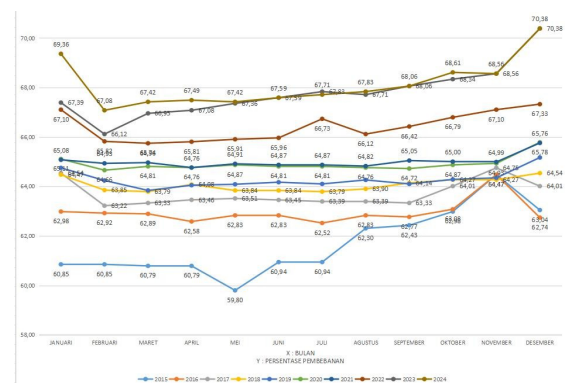
Setelah didapatkan variabel daya semu (MVA), langkah berikutnya yaitu menghitung nilai persentase pembebanan pada transformator 30 MVA. Persentase pembebanan merupakan rasio antara daya semu secara aktual (S_{load}) dengan kapasitas transformator (S_{nom}) yang dihitung dengan persamaan 2. Hasil perhitungan persentase beban secara keseluruhan dari bulan Januari 2015 sampai dengan bulan Desember 2024 dapat dilihat di Tabel 3.

Tabel 3. Persentase Pembebanan Transformator 30 MVA

Bulan	Persentase Pembebanan Transformator (%)				
	Tahun				
	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	60,85	62,98	64,54	64,47	64,75
Februari	60,85	62,92	63,22	63,85	64,24
Maret	60,79	62,89	63,33	63,79	63,84
April	60,79	62,58	63,46	64,08	64,05
Mei	59,80	62,83	63,51	63,84	64,09
Juni	60,94	62,83	63,45	63,84	64,17
Juli	60,94	62,52	63,39	63,79	64,10
Agustus	62,30	62,83	63,39	63,90	64,26
September	62,43	62,77	63,33	64,14	64,10
Oktober	62,98	63,08	64,01	64,27	64,28
November	64,47	64,47	64,75	64,27	64,34
Desember	63,04	62,74	64,01	64,54	65,17

Bulan	Tahun				
	2020	2021	2022	2023	2024
Januari	65,11	65,08	67,10	67,39	69,36
Februari	64,66	64,93	65,82	66,12	67,08
Maret	64,81	64,96	65,74	66,95	67,42
April	64,76	64,76	65,81	67,08	67,49
Mei	64,87	64,91	65,91	67,36	67,42
Juni	64,81	64,87	65,96	67,59	67,59
Juli	64,81	64,87	66,73	67,83	67,71
Agustus	64,76	64,82	66,12	67,71	67,83
September	64,72	65,05	66,42	68,06	68,06
Oktober	64,87	65,00	66,79	68,34	68,61
November	64,93	64,99	67,10	68,56	68,56
Desember	65,78	65,76	67,33	70,38	70,38

Sedangkan Gambar 3 menampilkan grafik persentase pembebanan transformator 30 MVA selama periode tahun 2015–2024, terlihat bahwa pola pembebanan mengalami fluktuasi dari bulan satu ke bulan lain serta menunjukkan kecenderungan meningkat dari tahun ke tahun. Setiap kurva merepresentasikan satu tahun pengamatan, dengan garis sumbu horizontal menunjukkan bulan (Januari hingga Desember) dan sumbu vertikal menunjukkan persentase pembebanan transformator. Variasi nilai pembebanan dipengaruhi oleh perubahan kebutuhan beban di dalam sistem, baik akibat pertumbuhan konsumsi energi listrik maupun faktor operasional lain. Hal ini memberikan ilustrasi tentang dinamika pembebanan transformator selama sepuluh tahun terakhir.

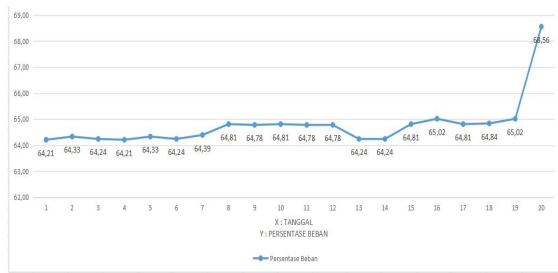


Gambar 3. Persentase Pembebanan Transformator 30 MVA per bulan dari Tahun 2015-2024

Pada awal periode pengamatan, khususnya pada tahun 2015–2017, persentase pembebanan masih berada pada kisaran relatif rendah hingga menengah, yaitu sekitar 60%–65%, yang menunjukkan bahwa transformator masih beroperasi dalam kondisi cukup aman terhadap kapasitas nominalnya.

Seiring bertambahnya tahun pengamatan, khususnya mulai tahun 2018 hingga 2024, grafik di Gambar 3 memperlihatkan tren kenaikan persentase pembebanan yang terlihat semakin jelas. Nilai pembebanan setiap bulan cenderung meningkat dan mendekati batas standar pembebanan transformator. Puncak pembebanan tertinggi tercatat pada bulan Desember tahun 2023 dan kembali terjadi pada bulan Desember tahun 2024 dengan nilai sebesar 70,38%. Kondisi ini menunjukkan bahwa transformator telah beroperasi secara subkritis, dan mendekati nilai kritis sebesar 80% dari kapasitas nominal. Meskipun belum melampaui batas aman tersebut, kecenderungan kenaikan yang konsisten merupakan suatu peringatan bagi sistem. Peningkatan aktivitas ekonomi serta konsumsi energi listrik pada periode-periode terbaru menunjukkan adanya potensi risiko untuk terjadinya kegagalan akibat kelebihan beban atau *overload* di masa mendatang apabila tidak dilakukan tindakan pengendalian atau peningkatan kapasitas.

Gambar 4 merupakan gambaran kurva beban yang menunjukkan persentase pembebanan di bulan November tahun 2024.



Gambar 4. Persentase Pembebanan Transformator 30 MVA pada Bulan November Tahun 2024

Setiap harinya beban transformator tidak stabil dan tidak linear, melainkan variatif dan fluktuatif. Dari grafik di Gambar tersebut juga dapat diketahui bahwa persentase terendah berada pada nilai 64,21% dan yang tertinggi sebesar 68,56%. Rentang variasi ini menunjukkan dinamika pembebanan harian yang dipengaruhi oleh operasional sistem dan karakteristik beban.

3.1. Analisis Keseragaman Data

Analisis keseragaman data digunakan sebagai langkah awal untuk mengevaluasi kualitas maupun keandalan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Dalam uji ini, data dibandingkan terhadap Batas Kontrol Atas (BKA) dan Batas Kontrol Bawah (BKB). Jika seluruh data berada di antara kedua batas tersebut, maka data dinyatakan seragam dan layak digunakan dalam proses analisis. Sebaliknya, jika terdapat data yang berada di luar batas kontrol, maka diperlukan evaluasi ulang atau perlakuan khusus terhadap data tersebut agar tidak menimbulkan bias.

Langkah pertama dalam uji keseragaman adalah menentukan tingkat kepercayaan (confidence level) yang mencerminkan tingkat ketelitian pengujian. Pada penelitian ini digunakan tingkat kepercayaan antara 69% hingga 95%, yang secara statistik direpresentasikan oleh nilai konstanta $k = 2$. Nilai k ini digunakan dalam perhitungan BKA dan BKB sebagai faktor pengali simpangan baku data, sehingga dapat menggambarkan rentang variasi data yang masih sesuai dengan standar. Dengan menggunakan tingkat kepercayaan tersebut, pengujian diharapkan mampu mendeteksi adanya data ekstrem atau penyimpangan yang berpotensi memengaruhi akurasi hasil analisis. Dari sebaran data daya semu dari tahun 2015 hingga 2021, didapatkan bahwa nilai BKA berada di 20,69 dan BKB berada di 18,24.



Gambar 5. Grafik Uji Keseragaman Data

Dari Gambar 5, dapat diketahui data rata-rata daya semu tahun 2015 – 2024 masih berada diantara BKA dan BKB sehingga data yang akan digunakan pada penelitian ini dapat diasumsikan seragam.

3.2. Analisis Kecukupan Data

Uji kecukupan data berfungsi untuk melakukan mengevaluasi terkait kecukupan jumlah data guna memastikan validitas dalam pelaksanaan analisis statistik selanjutnya, seperti peramalan, regresi, atau uji hipotesis.

Tabel 4. Perhitungan Uji Kecukupan Data

Tahun	Daya Semu (x_i)	x_i^2
2015	18,50	342,25
2016	18,89	356,83
2017	19,11	365,19
2018	19,22	369,41
2019	19,28	371,72
2020	19,47	379,08
2021	19,50	380,25
2022	19,92	396,81
2023	20,33	413,31
2024	20,44	417,79
Jumlah	194,66	3792,64

$$N' = \left[\frac{k}{s} \sqrt{\frac{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}{\sum x_i}} \right]^2 \quad (12)$$

$$N' = \left[\frac{3}{0,05} \sqrt{\frac{(10.3792,64) - (194,66)^2}{194,66}} \right]^2 = 3,22$$

Analisis ini diawali dengan menentukan derajat ketelitian S yang digunakan yaitu 5% serta tingkat keyakinan yang digunakan yaitu 99% dengan k bernilai 3. Tabel 4 merupakan hasil dari pengujian kecukupan data. Karena nilai N' tidak melebihi N ($N' \leq N$), maka data dalam penelitian ini dinyatakan telah memenuhi syarat kecukupan.

3.3. Normalitas Data

Pemeriksaan terhadap distribusi data dilakukan melalui uji normalitas sebaran, di mana metode yang diterapkan dalam penelitian ini terdiri dari dua pendekatan, yaitu pengujian *Kolmogorov-Smirnov* dan *Shapiro-Wilk* yang mana hasilnya digunakan untuk memastikan kesesuaian data.

3.3.1 Pengujian Kolmogorov-Smirnov

Hasil model pengujian dengan *Kolmogorov-Smirnov* di tunjukkan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Uji Kolmogorov-Smirnov

Tahun	Data	Frekuensi	Frek. Kumulatif	$S(x)$
2015	18,5	1	1	0,1
2016	18,89	1	2	0,2
2017	19,11	1	3	0,3
2018	19,22	1	4	0,4
2019	19,28	1	5	0,5

Tabel 5. (Lanjutan

Tahun	Data	Frekuensi	Frek. Kumulatif	S(x)
2020	19,47	1	6	0,6
2021	19,50	1	7	0,7
2022	19,92	1	8	0,8
2023	20,33	1	9	0,9
2024	20,44	1	10	1

Tahun	Data	Z-score	F(x)	Difference
2015	18,5	-1,57	0,06	0,042
2016	18,89	-0,94	0,17	0,026
2017	19,11	-0,58	0,28	0,019
2018	19,22	-0,40	0,34	0,056
2019	19,28	-0,30	0,38	0,119
2020	19,47	0,007	0,50	0,097
2021	19,50	0,055	0,52	0,178
2022	19,92	0,74	0,77	0,03
2023	20,33	1,41	0,92	0,02
2024	20,44	1,59	0,94	0,056

$$D = \max(D^+, D^-) = 0,178$$

Nilai $D = \max(D^+, D^-)$ merupakan nilai *difference* tertinggi yang ada pada Tabel 5. Sehingga dari Tabel tersebut, diketahui bahwa nilai D adalah 0,178, dan nilai ini lebih kecil daripada nilai D_{tab} yaitu sebesar 0,457 dengan koefisien 0,05. Hal ini menunjukkan data terdistribusi normal karena ($D < D_{tab}$).

3.3.2 Pengujian Shapiro-Wilk

Selain uji Kolmogorov-Smirnov, metode lain yang dipergunakan pada pengujian normalitas data adalah uji Shapiro-Wilk. Tujuan uji data ini adalah untuk mengetahui apakah suatu data terdistribusi secara normal atau tidak. Uji ini digunakan untuk menilai kesesuaian data sampel dengan distribusi normal (salah satu asumsi penting metode analisis).

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_i^2)}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{12,45}{3,39} = 3,67$$

Pada perhitungan di atas, a_i merupakan koefisien Shapiro-Wilk dengan memperhatikan jumlah data n dan x_i merupakan data daya semu. Dari perhitungan diatas, diketahui nilai W yaitu 3,674. Nilai ini lebih besar dari nilai W_{ab} yaitu 0,842. Hal ini menunjukan data terdistribusi normal karena nilai dari variabel W lebih besar daripada W_{ab} .

3.4. Analisis Prediksi Pertumbuhan Beban pada Transformator 30 MVA

Mencari nilai prediksi pertumbuhan pada beban diawali dengan menghitung koefisien a dan koefisien b dengan menggunakan persamaan 7 dan persamaan 8. Variabel yang diperlukan dalam perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Setelah nilai koefisien a (11,14) dan b (0,01) diketahui, tahapan berikutnya yaitu menghitung

koefisien korelasi (r) untuk menentukan kecocokan koefisien a dan b .

$$r = \frac{m \sum (X_i \ln Y_i) - (\sum X_i)(\sum \ln Y_i)}{[\{m \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2\} \{m \sum \ln Y_i^2 - (\sum \ln Y_i)^2\}]}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

$$r = \frac{10(164,9) - (55)(29,682)}{[\{10(385) - (55)^2\} \{10(88,112) - (29,682)^2\}]}^{\frac{1}{2}} = 0,98$$

Dari perhitungan di atas, nampak bahwa nilai r adalah 0,98. Jika nilai koefisien korelasi mendekati nilai 1, maka data akan mengikuti pola pertumbuhan eksponensial yang kuat. Saat X meningkat, Y juga akan meningkat secara eksponensial.

Secara matematis, regresi eksponensial dipilih karena karakteristik tingkat pertumbuhan beban pada transformator menunjukkan pola-pola kenaikan yang bersifat monoton serta cenderung mengikuti tren non-linear positif (Cai et al., 2024). Model eksponensial dianggap sesuai untuk merepresentasikan sistem dengan pertumbuhan yang relatif konstan terhadap waktu, seperti yang ditunjukkan oleh nilai koefisien korelasi ($r = 0,98$). Kondisi ini menunjukkan hubungan antara waktu dan pembebanan lebih representatif dimodelkan dalam bentuk eksponensial jika dibandingkan regresi linear konvensional.

Selanjutnya dari hasil perhitungan koefisien a dan b , persamaan pendekatan eksponensial perkiraan pertumbuhan beban dapat dihitung menggunakan persamaan 9. Sehingga nilai faktor pengali atau laju pertumbuhan beban (a) dapat diperoleh dengan membagi hasil persamaan pendekatan koefisien a .

$$\hat{Y}_i(x) = ae^{bx} = 11,14e^{0,01x} \quad (14)$$

Untuk tahun 2025, x bernilai 1 dan seterusnya, maka

$$\hat{Y}_{2025}(1) = ae^{bx} = 11,14e^{0,01(1)} = 11,25$$

$$\hat{Y}_{2026}(2) = ae^{bx} = 11,14e^{0,01(2)} = 11,37$$

$$\hat{Y}_{2027}(3) = ae^{bx} = 11,14e^{0,01(3)} = 11,48$$

Dan seterusnya hingga $\hat{Y}_{2034}(10)$ untuk menentukan persamaan pendekatan eksponensial di tahun ke-10 (2024). Hasil perhitungan ini dapat dilihat di Tabel 7.

$$\hat{Y}_{2034}(10) = ae^{bx} = 11,14e^{0,01(10)} = 12,33$$

Nilai dari variabel $\hat{Y}_i(x)$ bukanlah beban, melainkan nilai model dasar yang akan dikalikan dengan faktor pengali pertumbuhan ($g_i(x)$).

$$g_{2015}(1) = e^b - 1 = (2,718)^{0,01(1)} - 1 = 0,01005 = 1,005\%$$

$$g_{2016}(2) = e^b - 1 = (2,718)^{0,01(2)} - 1 = 0,0202 = 2,02\%$$

$$g_{2017}(3) = e^b - 1 = (2,718)^{0,01(3)} - 1 = 0,0304 = 3,04\%$$

$$g_{2018}(4) = e^b - 1 = (2,718)^{0,01(4)} - 1 = 0,0408 = 4,08\%$$

Dan seterusnya hingga $g_{2024}(10)$ dengan presentase pertumbuhan sebesar 10,52% dan hasil perhitungan nilai prediksi dapat dilihat di Tabel 6. Tabel 6 juga menunjukkan persentase *error* di tahun 2015-2024 yang dihitung menggunakan persamaan

10. Lalu dengan persamaan 11, maka diperoleh hasil MAPE sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Error\%_i = \frac{1}{10} (56,97\%) = 5,70\%$$

Hasil perhitungan MAPE menunjukkan nilai sebesar 5,70%, yang mengindikasikan bahwa model regresi linear eksponensial memiliki tingkat akurasi yang sangat baik. Berdasarkan kriteria umum, nilai MAPE di bawah 10% dikategorikan sebagai model dengan performa prediksi tinggi, sehingga metode ini dinilai sangat layak digunakan untuk perencanaan *uprating* transformator.

Setelah hasil pendekatan eksponensial serta faktor pengali pertumbuhan beban dari data rata-rata daya semu per tahun ditentukan, tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai prediksi pertumbuhan beban pada transformator.

$$S_t = S_o \left(\frac{Y}{a} \right) \quad (15)$$

$S_{2025} = S_{2024} \times \text{Faktor pengali } (a) = 20,65 \text{ MVA}$
Tabel 7 merupakan data hasil perhitungan perkiraan pertumbuhan beban pada Transformator 30 MVA tahun 2025-2034.

Hasil perhitungan perkiraan pertumbuhan beban pada transformator 30 MVA di 10 tahun mendatang menunjukkan bahwa kapasitas nominal transformator 30 MVA tidak lagi memadai untuk mengakomodasi pertumbuhan beban dalam jangka menengah tanpa menimbulkan risiko *overload*.

Tabel 6. Variabel Regresi Linear Eksponensial

Tahun	X_i	MVA (Y_i) Aktual	MVA($\hat{Y}_i$) Prediksi	Error % $_i$
2015	1	18,50	18,31	1,00%
2016	2	18,89	18,51	2,02%
2017	3	19,11	18,53	3,05%
2018	4	19,22	18,44	4,08%
2019	5	19,28	18,29	5,13%
2020	6	19,47	18,27	6,18%
2021	7	19,5	18,09	7,25%
2022	8	19,92	18,26	8,33%
2023	9	20,33	18,42	9,42%
2024	10	20,44	18,29	10,52%
Jumlah	55	194,66	183,40	56,97%
Tahun	Y_i^2	$\ln Y_i$	$X_i * \ln Y_i$	$(\ln Y_i)^2$
2015	342,3	2,918	2,92	8,513
2016	356,8	2,939	5,88	8,636
2017	365,2	2,95	8,85	8,704
2018	369,4	2,956	11,82	8,738
2019	371,7	2,959	14,8	8,756
2020	379,1	2,969	17,81	8,814
2021	380,3	2,97	20,79	8,823

Tabel 6. (Lanjutan)

Tahun	Y_i^2	$\ln Y_i$	$X_i * \ln Y_i$	$(\ln Y_i)^2$
2022	396,8	2,992	23,93	8,95
2023	413,3	3,012	27,11	9,073
2024	417,8	3,017	30,17	9,105
Jumlah	3792,6	29,682	164,09	88,112



Gambar 6. Grafik Perkiraan Pertumbuhan Beban Transformator 30 MVA

Berdasarkan Gambar 6, dapat diketahui bahwa pada tahun ke-6 (2030) perkiraan beban sudah sebesar 25,29 MVA. Selain itu, grafik tersebut juga menunjukkan bahwa pada tahun ke-9 (2033) perkiraan pembebanan telah melebihi kapasitas transformator yaitu 32,25 MVA. Sehingga pada tahun tersebut, transformator telah mengalami *overload*. Hal ini memungkinkan terjadinya kenaikan temperatur, dan menyebabkan kerusakan pada komponen-komponen yang ada di dalam transformator. Jika kondisi ini berlangsung secara terus-menerus tanpa penanganan yang tepat, risiko terjadinya gangguan dan kegagalan peralatan akan semakin besar serta memicu kerusakan berantai pada komponen lain, meningkatkan rugi-rugi daya, dan menurunkan efisiensi sistem secara keseluruhan.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Perkiraan Beban

Tahun	Peramalan beban tahun ke- X	Persamaan Pendekatan Eksponensial (Y)	Faktor Pengali (a)	Peramalan beban (S_i) MVA
2025	1	11,25	1,01	20,65
2026	2	11,37	1,02	21,07
2027	3	11,48	1,03	21,72
2028	4	11,60	1,04	22,62
2029	5	11,72	1,05	23,8
2030	6	11,84	1,06	25,29
2031	7	11,96	1,07	27,15
2032	8	12,08	1,08	29,44
2033	9	12,20	1,10	32,25
2034	10	12,33	1,11	35,69

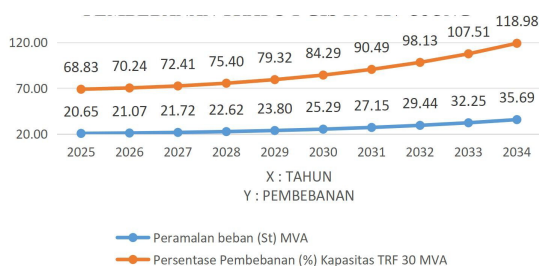
3.5. Analisis Persentase Beban Transformator 30 MVA Tahun 2025-2034

Setelah didapatkan perkiraan nilai pembebanan pada transformator 30 MVA pada tahun 2025-2034, maka dapat dihitung nilai persentase pembebanan transformator. Perhitungan persentase pembebanan

dapat dilakukan menggunakan persamaan 2. Data hasil perhitungan persentase pembebanan pada tahun 2025 -2034 dapat dilihat pada Tabel 8 dan Gambar 7.

Tabel 8. Data perhitungan persentase pembebanan transformator 30 MVA 2025-2034

Tahun	Prediksi beban (S _i) MVA	Persentase pembebanan (%)
2025	20,65	68,83
2026	21,07	70,24
2027	21,72	72,41
2028	22,62	75,40
2029	23,80	79,32
2030	25,29	84,29
2031	27,15	90,49
2032	29,44	98,13
2033	32,25	107,51
2034	35,69	118,98



Gambar 7. Grafik persentase pembebanan transformator 30 MVA 2025-2034

Bedasarkan Tabel 8 dan Gambar 7, dapat diamati bahwa transformator berkapasitas 30 MVA mengalami peningkatan pembebanan setiap tahunnya secara berkala. Pada tahun ke-5 (2029) persentase pembebanan sebesar 79,32%, nilai tersebut dianggap sudah mendekati standar persentase pembebanan transformator sebesar 80%. Selain itu, dari grafik tersebut juga dapat diketahui persentase pembebanan pada tahun 2030-2034 yaitu 84,29% hingga 118,98%, nilai ini juga dianggap telah melampaui regulasi batas operasional transformator yang telah ditetapkan. Sehingga dalam rentang waktu tersebut transformator telah mengalami *overload*, yaitu saat transformator dibebani secara berlebih. Kondisi ini memungkinkan terjadinya kenaikan suhu secara signifikan, sehingga menyebabkan kerusakan pada transformator.

Tabel 9. Data Hasil Perhitungan Arus Beban Tahun 2025-2034 pada Transformator 30 MVA

Tahun	Peramalan beban (S _i) MVA	Persentase Pembebanan (%)	Arus Beban (Ampere)
2025	20,65	68,83	596,06
2026	21,07	70,24	608,27
2027	21,72	72,41	627,05
2028	22,62	75,40	652,99
2029	23,80	79,32	686,94
2030	25,29	84,29	730,01
2031	27,15	90,49	783,68
2032	29,44	98,13	849,87
2033	32,25	107,51	931,04
2034	35,69	118,98	1030,36

$$\% \text{ Beban} = \frac{V \times I \times \sqrt{3} (S / MVA)}{\text{Daya transformator (VA)}} \times 100\% \quad (16)$$

$$68,83\% = \frac{20000 \times I \times \sqrt{3}}{30000000} \times 100\%$$

$$I = 596,06 \text{ A}$$

Karena karakteristik beban listrik yang bersifat dinamis, maka besarnya arus beban juga cenderung mengalami perubahan seiring dengan level fluktuasi konsumsi energi serta kondisi operasional sistem. Perubahan ini dapat terjadi akibat perbedaan pola pemakaian harian, mingguan, maupun tahunan yang akan mempengaruhi besaran daya beban.

3.5.1 Arus Beban Transformator 30 MVA

Transformator 30 MVA bekerja pada tegangan primer sebesar 150 kV dan tegangan sekunder 20 kV, sehingga nilai arus beban maksimum yang dapat dibebani pada transformator dapat dihitung sebagai berikut.

$$I_{80\%} = \frac{S(VA)}{\sqrt{3} \times V} = \frac{30000000}{\sqrt{3} \times 20000} \times 80\% = 692,82 \text{ A}$$

Dari hasil perhitungan, diperoleh bahwa arus beban maksimal transformator 30 MVA yaitu 692,82 A. Jika dibandingkan dengan arus beban pada tahun 2025-2034 seperti yang terlihat pada Tabel 9, dapat diketahui jika transformator 30 MVA hanya mampu dibebani hingga tahun ke-5 (2029) saja, yaitu dengan arus beban sebesar 686,94 A. Kondisi arus beban yang melebihi arus nominal mengindikasikan potensi kenaikan suhu belitan secara signifikan, dan berisiko mempercepat degradasi pada isolasi dan menurunkan umur transformator.

3.5.2 Arus Beban Transformator 60 MVA

Hasil perhitungan arus beban menunjukkan bahwa transformator 30 MVA tidak akan mampu dibebani pada tahun ke-5 (2030) sampai dengan tahun ke-10 (2034). Sehingga diperlukan strategi yang baru untuk menjaga keandalan sistem kelistrikan serta mencegah peralatan mengalami degradasi sejak dini. Terdapat beberapa metode yang dapat diterapkan untuk mengatasi transformator yang akan mengalami *overload*. Salah satu caranya adalah dengan *uprating* kapasitas transformator. *Uprating* transformator dilakukan jika beban transformator mendekati 80%, namun kapasitas transformator saat ini berada dibawah 60 MVA. Dengan demikian, perlu dilakukan perencanaan dengan menghitung arus beban listrik maksimal untuk transformator dengan kapasitas 60 MVA berdasarkan proses *uprating*.

$$I_{80\%} = \frac{S(VA)}{\sqrt{3} \times V} = \frac{60000000}{\sqrt{3} \times 20000} \times 80\% = 1385,641 \text{ A}$$

Hasil perhitungan arus beban maksimal jika transformator memiliki kapasitas 60 MVA yaitu sebesar 1385,641 A. Jika dibandingkan dengan arus beban pada tahun 2025-2034 seperti pada Tabel 9,

maka transformator dengan kapasitas 60 MVA akan lebih mampu dibebani bahkan sampai dengan tahun ke-10 (2034).

3.5.3 Analisis Persentase Pembebanan Transformator 60 MVA Tahun 2025-2034

jika kapasitas transformator dilakukan *uprating* menjadi 60 MVA (naik sebesar 30 MVA), maka nilai persentase pembebanan transformator dapat dihitung dengan menggunakan data prediksi nilai pembebanan transformator tahun 2025 - 2034.

$$\%Beban = \frac{S(MVA)}{\text{Daya transformator}} \times 100\% \quad (16)$$

$$\%Beban = \frac{20,65}{60} \times 100\% = 34,41\%$$

Data hasil perhitungan persentase pembebanan pada transformator *uprating* menjadi 60 MVA tahun 2025 - 2034 dapat diamati pada Tabel 10.

Tabel 10. Data persentase pembebanan transformator 60 MVA tahun 2025-2034

Tahun	Prediksi beban (S) MVA	Persentase pembebanan (%)
2025	20,65	34,41
2026	21,07	35,12
2027	21,72	36,20
2028	22,62	37,70
2029	23,80	39,66
2030	25,29	42,15
2031	27,15	45,25
2032	29,44	49,07
2033	32,25	53,75
2034	35,69	59,49

Setelah dilakukan proses *uprating* kapasitas dari transformator dari 30 menjadi 60 MVA, persentase pembebanan berada pada rentang 34,41% hingga 59,49%. Kondisi ini memberikan margin termal yang sangat besar, sehingga mampu menekan kenaikan temperatur *hotspot* serta memperpanjang usia isolasi transformator. Selain itu, margin ini meningkatkan fleksibilitas operasional gardu induk saat menghadapi fluktuasi beban maupun saat skenario kontingensi seperti gangguan salah satu transformator yang ada. Hasil analisis menunjukkan bahwa pendekatan yang digunakan tidak hanya mampu memprediksi waktu terjadinya *overload*, tetapi juga memberikan dasar kuantitatif yang jelas dalam menentukan waktu yang optimal untuk pelaksanaan *uprating*.

Hasil dari prediksi menunjukkan pembebanan transformator 30 MVA melampaui batas 80% mulai tahun 2030. Secara teknis, kondisi ini berimplikasi langsung terhadap peningkatan temperatur *hotspot* belitan yang mempercepat degradasi isolasi minyak maupun kertas. Berdasarkan standar IEEE C57.91, operasi kontinyu saat terjadi kondisi tersebut dapat menurunkan usia transformator secara signifikan dan meningkatkan resiko kegagalan termal, khususnya

pada kondisi puncak beban atau saat terjadi kopel beban.

Meskipun *uprating* meningkatkan keandalan sistem, kondisi pembebanan yang relatif rendah pada awal periode operasi pasca-*uprating* juga berpotensi dalam menimbulkan isu *underutilization* aset. Hal ini menunjukkan keputusan *uprating* perlu diimbangi dengan proyeksi pertumbuhan beban jangka panjang dan strategi pengembangan jaringan, agar investasi peralatan tetap optimal secara teknis dan ekonomis.

Dalam konteks subsistem tenaga yang memiliki konfigurasi kopel beban, kapasitas transformator 60 MVA akan memberikan kemampuan yang lebih baik dalam menerima pelimpahan beban secara tiba-tiba tanpa melampaui batas termal. Hal ini secara sistemik akan meningkatkan indeks keandalan pasokan serta mengurangi risiko gangguan berantai akibat *overload* pada transformator lainnya.

3.6. Implikasi Teknis *Upgrading* Transformator terhadap Parameter Sistem Tenaga

Upgrading kapasitas transformator dari 30 MVA menjadi 60 MVA tidak secara langsung mengubah nilai impedansi per-unit, karena impedansi umumnya ditentukan oleh desain. Namun, dalam basis daya sistem yang lebih besar, impedansi dalam satuan ohmik relatif menurun, sehingga mempengaruhi karakteristik aliran daya dan arus gangguan. Kondisi ini perlu diperhatikan dalam evaluasi lanjutan sistem, terutama pada analisis hubung singkat.

Selain itu, dengan meningkatnya kapasitas transformator, kemampuan suplai arus sistem juga meningkat, yang berpotensi menaikkan level arus hubung singkat pada sisi sekunder. Meskipun penelitian ini tidak menghitung nilai arus hubung singkat secara detail, secara konseptual peningkatan kapasitas transformator dapat berdampak pada meningkatnya gangguan, sehingga perlu dipastikan bahwa peralatan pemutus dan sistem proteksi berada dalam batas kemampuan pemutusan.

Peningkatan kapasitas nominal transformator juga berimplikasi pada kebutuhan sistem pendingin yang memadai untuk menjaga temperatur operasi dalam batas aman. Transformator dengan kapasitas lebih besar umumnya dilengkapi sistem pendingin yang lebih efektif, sehingga margin termal pasca-*uprating* menjadi lebih besar. Dengan tingkat pembebanan yang relatif rendah pada awal periode operasi, sistem pendingin dinilai masih mencukupi untuk mendukung operasi jangka menengah.

Perubahan kapasitas transformator berpotensi mempengaruhi *setting* sistem proteksi, khususnya rele arus lebih dan rele gangguan tanah. Peningkatan arus nominal dan arus gangguan menuntut peninjauan ulang koordinasi proteksi agar selektivitas dan keandalan sistem tetap terjaga. Oleh karena itu, *uprating* transformator sebaiknya diikuti dengan evaluasi *setting* proteksi sebagai bagian dari perencanaan sistem tenaga.

4. KESIMPULAN

Hasil prediksi beban menggunakan metode regresi eksponensial menunjukkan tren peningkatan pembebanan transformator daya yang konsisten selama periode proyeksi sepuluh tahun. Pada rentang tahun 2030–2034, tingkat pembebanan diperkirakan melampaui batas standar 80% dan pada tahun 2033 yaitu mencapai nilai 32,25 MVA, dan berpotensi menimbulkan kondisi *overload* pada transformator berkapasitas 30 MVA.

Secara sistemik, hasil penelitian menunjukkan bahwa tindakan *uprating* yang akan dilakukan tidak hanya meningkatkan kapasitas nominal, namun juga memperbaiki fleksibilitas operasi maupun margin keandalan sistem dalam menghadapi pertumbuhan beban serta skenario kontingensi. Kerangka evaluasi yang diusulkan telah mengintegrasikan hasil prediksi pembebanan jangka menengah dengan parameter operasional dari transformator 30 MVA. Sehingga dapat dimanfaatkan sebagai referensi praktis dalam perencanaan sistem tenaga listrik.

Secara umum, penelitian ini memiliki batasan pada asumsi pertumbuhan beban yang relatif konstan serta belum mempertimbangkan faktor eksternal dan dinamika sistem secara mendalam. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk membandingkan metode prediksi dengan berbagai pendekatan lain serta mengkaji aspek teknis lanjutan seperti analisis hubung singkat, koordinasi proteksi, serta simulasi sistem tenaga guna memperoleh hasil yang lebih komprehensif.

PUSTAKA

- Aizpurua, J. I., Ramirez, I., Lasa, I., Rio, L. del, Ortiz, A., & Stewart, B. G. (2023). Hybrid Transformer Prognostics Framework for Enhanced Probabilistic Predictions in Renewable Energy Applications. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 38(1), 599–609. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2022.3203873>
- Apriani, A., Carsono, N., & Enjat Munajat, M. D. (2024). Prediction of Rice Production to Support Food Security in Bogor Regency using Linear Regression and Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknika*, 16(1), 13–18. <https://doi.org/10.30736/jt.v16i1.1192>
- Arsya, N. R., Suwarno, Prasajo, R. A., Sudrajad, G. A., & Abu-Siada, A. (2024). A Holistic Integration of Conventional and Machine Learning Techniques to Enhance the Analysis of Power Transformer Health Index Considering Data Unavailability. *IEEE Access*, 12, 124549–124561. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3450110>
- Badri, J. A., Ruiz, J.-R. R., Garcia, A., Trujillo, S., & Marzabal, A. (2024). Predicting the Effect of Voltage Harmonic Phase Angle on Transformer Core Losses. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 73, 1–9. <https://doi.org/10.1109/TIM.2024.3449933>
- Cady, F. (2025). Regression. In *The Data Science Handbook* (pp. 135–145). <https://doi.org/10.1002/9781394234523.ch11>
- Cai, L., Yin, H., Lin, J., & Zhao, D. (2024). An Update-Strategy-Based Gaussian Process Regression Method for Aeroengines Fault Prediction. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 20(2), 1941–1951. <https://doi.org/10.1109/TII.2023.3283103>
- Das, S., Paramane, A., Rao, U. M., & Rozga, P. (2024). A Hybrid Regression Model to Estimate Remaining Useful Life of Transformer Liquid. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 31(2), 1062–1069. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2023.3322669>
- Dharmali, M. J., Arisandi, D., & Sutrisno, T. (2023). SISTEM PREDIKSI PENJUALAN TRIPLEK MENGGUNAKAN METODE REGRESI TIME SERIES K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) PADA TOKO MAKMUR CIBUBUR. *Jurnal Teknika*, 15(2), 81–86. <https://doi.org/10.30736/jt.v15i2.994>
- Feng, J., Jia, X., Cai, H., Zhu, F., Li, X., & Lee, J. (2021). Cross Trajectory Gaussian Process Regression Model for Battery Health Prediction. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 9(5), 1217–1226. <https://doi.org/10.35833/MPCE.2019.000142>
- Feng, Y. (2021). New Insights Into Learning With Correntropy-Based Regression. *Neural Computation*, 33(1), 157–173. https://doi.org/10.1162/neco_a_01334
- GATTI, F. (2024). Artificial Neural Networks. In *Machine Learning in Geomechanics 1: Overview of Machine Learning, Unervised Learning, Regression, Classification and Artificial Neural Networks* (pp. 145–236). <https://doi.org/10.1002/9781394325634.ch5>
- Gorginpour, H., Ghimatgar, H., & Toulabi, M. S. (2022). Lifetime Estimation and Optimal Maintenance Scheduling of Urban Oil-Immersed Distribution-Transformers Considering Weather-Dependent Intelligent Load Model and Unbalanced Loading. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 37(5), 4154–4165. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2022.3146154>
- Grünwald, P. D. (2007). Linear Regression. In *The Minimum Description Length Principle* (pp. 335–368).

- Hand, D. J., Mannila, H., & Smyth, P. (2001). Predictive Modeling for Regression. In *Principles of Data Mining* (pp. 367–398).
- Hedayatnejad, M., Pei, Y., Boertjes, D., Demeter, D., Desrosiers, C., & Tremblay, C. (2025). Multi-Step Span Loss Prediction in Optical Networks Using Multi-Head Attention Transformers. *IEEE Photonics Journal*, 17(3), 1–8. <https://doi.org/10.1109/JPHOT.2025.3571220>
- Jiao, J., Guo, X., Wang, C., & You, X. (2024). Modeling and Model Predictive Control of a Hybrid DC Transformer. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 10(4), 9031–9042. <https://doi.org/10.1109/TTE.2024.3363776>
- Kim, N., Balaraman, A., Lee, K., & Kim, T. (2023). Multi-Step Peak Power Forecasting With Constrained Conditional Transformer for a Large-Scale Manufacturing Plant. *IEEE Access*, 11, 136692–136705. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3339120>
- Li, W., Zuo, Y., Su, T., Zhao, W., Ma, X., Cui, G., Wu, J., & Song, Y. (2023). Firefly Algorithm-Based Semi-Supervised Learning With Transformer Method for Shore Power Load Forecasting. *IEEE Access*, 11, 77359–77370. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3297647>
- Li, Y. (2025). Short-Term Power Load Prediction Based on Level Processing Method and Improved GWO Algorithm. *IEEE Access*, 13, 78243–78256. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3565625>
- Madhukumar, M., Sebastian, A., Liang, X., Jamil, M., & Shabbir, M. N. S. K. (2022). Regression Model-Based Short-Term Load Forecasting for University Campus Load. *IEEE Access*, 10, 8891–8905. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3144206>
- Ross, R. (2019). Parameter Estimation. In *Reliability Analysis for Asset Management of Electric Power Grids* (pp. 207–265). <https://doi.org/10.1002/9781119125204.ch6>
- She, B., Xin, L., Paré, P. E., & Hale, M. (2024). Modeling Epidemic Spread: A Gaussian Process Regression Approach. *IEEE Control Systems Letters*, 8, 2847–2852. <https://doi.org/10.1109/LCSYS.2024.3517457>
- Skovbekk, J., Laurenti, L., Frew, E., & Lahijanian, M. (2025). Formal Verification of Unknown Dynamical Systems via Gaussian Process Regression. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 70(8), 4960–4975. <https://doi.org/10.1109/TAC.2025.3532812>
- Tuffery, S. (2023). Reminders of Machine Learning. In *Deep Learning: From Big Data to Artificial Intelligence with R* (pp. 71–109). <https://doi.org/10.1002/9781119845041.ch3>
- Wang, L., Littler, T., & Liu, X. (2023). Dynamic Incipient Fault Forecasting for Power Transformers Using an LSTM Model. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 30(3), 1353–1361. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2023.3253463>
- Yu, C.-H., Gao, F., & Wen, Q.-Y. (2021). An Improved Quantum Algorithm for Ridge Regression. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(3), 858–866. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2937491>
- Zhang, B., Zhao, X., Dou, Z., & Liu, L. (2021). A New Medium and Long-Term Power Load Forecasting Method Considering Policy Factors. *IEEE Access*, 9, 160021–160034. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3131237>
- Zhang, W., Shao, C., Huang, W., Hu, B., Yan, J., Xie, K., Cao, M., & Wei, Z. (2025). Failure Rate Prediction of a Power Transformer: A Decomposition-Based Bayesian Deep Learning Method. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 11(4), 1596–1609. <https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2021.04880>
- Zhang, Y., Wei, X., Fan, X., Wang, K., Zhuo, R., Zhang, W., Liang, S., Hao, J., & Liu, J. (2021). A Prediction Model of Hot Spot Temperature for Split-Windings Traction Transformer Considering the Load Characteristics. *IEEE Access*, 9, 22605–22615. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3056529>

HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN