

Peramalan *Loss Of Life* Transformator Berdasarkan *Loading* dan *Temperature* Menggunakan *Deep Learning-LSTM* di Gardu Induk 150 KV Buduran

Anjar Novian

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya
e-mail: anjar.19010@mhs.unesa.ac.id

Unit Three Kartini

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya
e-mail: unitthree@unesa.ac.id

Abstrak

Transformator ialah peralatan penting pada Gardu Induk yang mempunyai tugas penting seperti menransformasikan tegangan, menyesuaikan arus, dan mempertahankan kualitas daya, namun seiring dengan waktu faktor-faktor seperti kenaikan temperatur operasi, kondisi pembebanan dan jadwal pemeliharaan dapat mempengaruhi kinerja transformator dan menyebabkan *loss of life* transformator. Pada penelitian ini bertujuan untuk membahas tentang metode Deep Learning-(Long Short Term Memory) LSTM untuk peramalan *loss of life* dengan efektif dan akurat. Metode LSTM yaitu jaringan saraf yang dalam dan informasi yang dikirimkan adalah aliran informasi yang berisi memori historis. Sumber data yang diterapkan penelitian ini dari transformator 6 di Gardu Induk 150 kV Buduran yang meliputi data beban dan temperatur minyak tahun 2021 dan 2022. Pengukuran kinerja LSTM dilakukan melalui *Mean Squared Error* (MSE) serta *Root Mean Squared Error* (RMSE). Hasil peramalan menunjukkan bahwa metode LSTM memiliki kinerja yang baik, dengan nilai MSE terbilang 0,0002 dan RMSE terbilang 0,014. Melalui metode ini, peramalan *loss of life* transformator untuk tahun 2023 diperoleh sebesar 17,89% atau setara dengan 0,1789 pu. Hasil studi ini menunjukkan bahwa metode LSTM dapat menghasilkan peramalan yang akurat dalam memprediksi *loss of life* transformator. Tingkat *loss of life* transformator tidak selalu konsisten setiap tahunnya, karena dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pembebanan, temperatur minyak, kondisi lingkungan, dan perawatan. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam bidang perawatan transformator dengan menggunakan metode peramalan yang canggih. Dengan memperoleh perkiraan yang akurat tentang *loss of life* transformator, operator Gardu Induk 150 kV Buduran dapat merencanakan pemeliharaan secara lebih efisien.

Kata Kunci: Susut Umur, Beban, Suhu, Transformator, Deep Learning, LSTM.

Abstract

Transformers are important equipment in substations that have important tasks such as transforming voltage, adjusting current, and maintaining power quality, but over time factors such as increases in operating temperature, loading conditions and maintenance schedules can affect transformer performance and cause transformer loss of life. . This study aims to discuss the Deep Learning-(Long Short Term Memory) LSTM method for forecasting loss of life effectively and accurately. The LSTM method is a deep neural network and the information sent is a stream of information containing historical memory. The research utilizes information from a transformer as the primary data source 6 at the Buduran 150 kV substation which includes load and oil temperature data for 2021 and 2022. LSTM performance measurement is carried out through Mean Squared Error (MSE) and Root Mean Squared Error (RMSE). Forecasting results show that the LSTM method has good performance, with an MSE value of 0.0002 and an RMSE of 0.014. By using this method, the transformer loss of life forecast for 2023 is obtained at 17.89% or the equivalent of 0.1789 pu. The results of this study indicate that the LSTM method can produce forecasts that are accurate in predicting transformer loss of life. The level of transformer loss of life is not always consistent every year, because it is influenced by factors such as loading, oil temperature, environmental conditions, and maintenance. This research makes important contribution in the field of transformer maintenance using sophisticated forecasting methods. By obtaining an accurate estimate of the loss of life of the transformer, the Buduran 150 kV substation operator can plan maintenance more efficiently.

Keywords: Loss of Life, Loading, Temperature, Transformer, Deep Learning, LSTM.

PENDAHULUAN

Penambahan daya listrik di wilayah berkembang seperti di wilayah Buduran merupakan satu wilayah yang berkembang pesat di Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur. Gardu Induk 150 kV Buduran diharapkan dapat mendukung penambahan daya listrik di wilayah

Buduran dan sekitarnya. Gardu Induk 150kV Buduran merupakan stasiun pengubah tegangan tinggi menjadi lebih rendah melalui transformator, yang berada dibawah pengawasan PT. PLN (Persero) UPT Surabaya. Gardu Induk 150 kV Buduran mentransmisikan dan mendistribusikan energi listrik sampai ke konsumen yang

terdiri dari industri dan rumah tangga. Transformator merupakan peralatan penting pada Gardu Induk yang mempunyai tugas penting seperti menransformasikan tegangan, menyesuaikan arus, dan mempertahankan kualitas daya, namun seiring dengan waktu faktor-faktor seperti kenaikan suhu operasi, kondisi pembebanan dan jadwal pemeliharaan dapat mempengaruhi kinerja transformator dan menyebabkan memendeknya umur pakai transformator (Ibrahim dkk, 2022).

Transformator pada Gardu Induk 150 kV Buduran memiliki variasi beban yang berbeda beda, dan satu diantaranya memiliki beban yang cukup tinggi dari pada transformator yang lainnya didasarkan dari data beban harian transformator, oleh karena itu peramalan peramalan *loss of life* (susut umur) pada 1 transformator tersebut dilakukan untuk memastikan transformator dapat beroperasi secara efektif dan efisien dengan pembebanan yang tinggi dan dalam kurun waktu yang lama, sehingga dapat meminimalisir biaya pemeliharaan dan perbaikan pada transformator.

Susut umur transformator dipengaruhi oleh banyak faktor seperti beban, kondisi lingkungan, frekuensi, suhu yang terlalu panas, dan lain-lain (Diahovchenko dkk, 2022). Hubungannya jelas: beban yang berlebihan pada transformator dapat memendeknya umur pakai transformator dan beban yang berlebih mengakibatkan suhu yang akan naik sehingga dapat mempercepat penurunan kualitas isolasi dan mempercepat susut umur transformator (Hajeforosh dkk, 2022). Analisis umur transformator distribusi didasarkan oleh pertumbuhan beban puncak harian untuk perumahan, pertokoan dan pabrik/industri menggunakan metode matematis sederhana dengan hasil transformator distribusi mengalami susut umur sebanyak 3% dan diperkirakan umur dari trafo distribusi 20 kV, kapasitas 200 kVA adalah 18 tahun (Roza dkk, 2021), di referensi lain peramalan susut umur transformator akibat pembebanan menggunakan metode *point estimation* menunjukkan bahwa beban membuat efek yang cukup besar pada perhitungan susut umur transformator (Kumar dkk, 2018), pada penelitian yang sama, peramalan umur transformator akibat pembebanan dengan judul “Estimasi Seumur Hidup dan Pemantauan Transformator Daya Dengan Mempertimbangkan Faktor Beban Tahunan” menggunakan metode realistik dengan hasil bahwa faktor pembebanan yang terus berubah merupakan faktor kunci mempengaruhi masa pakai transformator daya (Biçen dkk, 2014), pada penelitian lain studi penuaan susut umur didasarkan minyak mineral transformator menggunakan hukum Arrhenius dan disimpulkan bahwa hukum Arrhenius dapat diterapkan dengan baik pada fenomena degradasi termal minyak (Meshkatodd, 2008).

Penelitian lain prediksi susut umur transformator dengan judul *Transformer hot spot temperature prediction based on basic operator information* didasarkan operasi informasi dasar menggunakan transformator daya 15 MVA dan hasilnya dibandingkan dengan pengukuran suhu rugi dan belitan serta perhitungan suhu menurut panduan pembebanan (Rommel dkk, 2021), metode lain seperti

backpropagation pernah digunakan untuk meramal umur transformator dengan judul *Prediksi remaining age* Transformator menerapkan Metode *Backpropagation* dan dari hasil simulasi, *backpropagation* untuk hasil prediksi mendapatkan nilai *average* akurasi dari komposisi satu sebesar 97.81 %, komposisi dua sebanyak 96.94% sudah dituangkan pada (Setiawati dkk, 2021), selanjutnya penelitian dengan judul “Estimasi susut umur Trafo Distribusi Mempertimbangkan Kerusakan AMI (infrastruktur pengukuran lanjutan) Pemulihan Data dan Verifikasi Lapangan” menggunakan metode *LSTM dan FFNN (feed-forward neural network)* data yang diperoleh dari utilitas distribusi perkotaan di Cina dan hasil menginformasikan keunggulan metode yang diusulkan (Shang dkk, 2021), pada penelitian lain, prediksi waktu sangat pendek pembangkit listrik tenaga panas menggunakan pendekatan *k-nearest neighbor artificial NN* yang diperuntukan dalam satu jam ke depan (Ardianto dan Kartini, 2019).

Deep learning LSTM pernah juga untuk *forecasting* sisa umur di transformator menggunakan data beban sebagai input dan hasilnya dibandingkan dengan algoritma pembandingan yang lain yaitu *Multilayer Perceptron (MLP)*, *Linear Regresion*, *Gradient Boosting Regresor* menyimpulkan metode *LSTM* mempunyai efektifitas yang lebih unggul daripada 3 metode lain (Ningrum dkk., 2021), penelitian lain selanjutnya menjelaskan tentang *machine learning* dan *deep learning* sebagai metode untuk pendeteksi gangguan sistem dan disimpulkan bahwa *Intrusion Deetction System (IDS)* merupakan teknik keamanan siber yang penting untuk memantau keadaan perangkat lunak dan perangkat keras yang berjalan di jaringan (Liu dan Lang, 2019), selanjutnya model *LSTM* untuk memprediksi polusi udara beberapa waktu kedepan dengan menemukan hyperparameter terbaik untuk *LSTM* dan tingkat polusi untuk hari berikutnya menggunakan empat jenis polutan PM (*particulate matter*) 10, PM2.5, CO (*Carbon Monoxide*), dan NOX (*Nitrogen Oxides*), Model yang diusulkan dimodifikasi oleh algoritma optimasi menunjukkan hasil yang lebih akurat dengan lebih sedikit pengalaman dan lebih cepat daripada model pembelajaran mesin dan model *LSTM* (Ayturan dkk, 2018).

Penelitian dengan judul analisa pengaruh pembebanan dan temperatur lingkungan terhadap *loss of life* transformator dengan menggunakan metode matematis sederhana dan didapatkan kesimpulan bahwa pembebanan memiliki pengaruh lebih banyak dibandingkan dengan temperatur lingkungan terhadap transformator (Kurniawan dan Firdaus, 2016), penelitian lain mengenai analisis hubungan temperatur hotspot yang dipengaruhi temperatur minyak transformator terhadap *loss of life* transformator tenaga 60MVA yang menggunakan metode perhitungan matematis sederhana untuk menghitung bagaimana pengaruh temperatur hotspot yang disebabkan oleh kenaikan temperature minyak dan pembebanan, dan di dapatkan kesimpulan bahwa semakin besar temperatur temperatur minyak dan pembebanan maka temperatur hotspot akan lebih cepat naik dan meyebabkan *loss of life* menjadi lebih cepat (Maruf dan Primadiyono, 2021).

Berdasarkan penelitian yang sebelumnya tentang perhitungan peramalan susut umur transformator menggunakan metode matematis maka kebaharuan atau

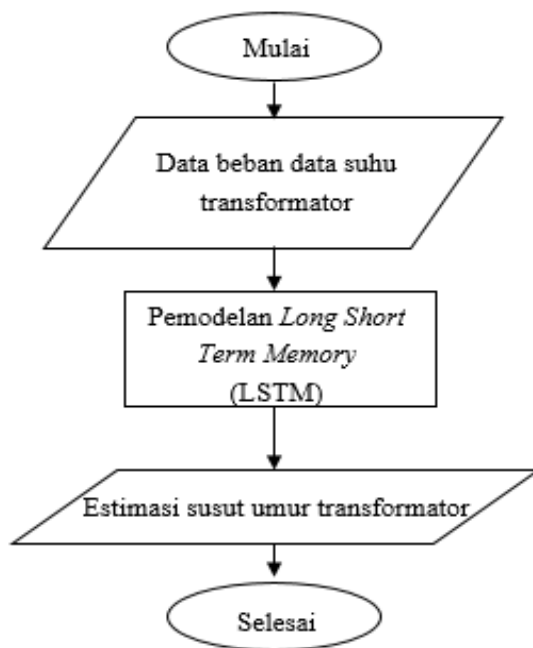
novelty penelitian ini yaitu pengembangan metode matematis untuk peramalan susut umur menggunakan metode *Deep Learning-LSTM* (*Long Short-Term Memory*) berdasarkan *loading* (W) dan *temperature* (°C), dimana untuk penelitian ini dilakukan di Gardu Induk 150 kV Buduran dan berdasarkan uraian diatas pra-survey, data beban, data suhu, dan permasalahan lain yang terjadi maka penulis ingin melakukan penelitian peramalan *loss of life* transformator berdasarkan pembebanan dan suhu menggunakan deep learning-LSTM di Gardu Induk 150 kV Buduran.

Tujuan dilakukan penelitian ini adalah menerapkan metode *Deep Learning-LSTM* untuk peramalan susut umur dengan efektif dan akurat. Dengan dirancangnya penelitian ini diharapkan dapat membantu meningkatkan efisiensi sistem tenaga listrik dengan cara mengoptimalkan pemeliharaan transformator dan meminimalkan interupsi layanan di Gardu Induk 150 kV Buduran

METODE

Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini, dilakukan peramalan susut umur transformator dengan mengaplikasikan metode LSTM., secara umum, langkah langkah yang dikerjakan mengikuti gambar1.

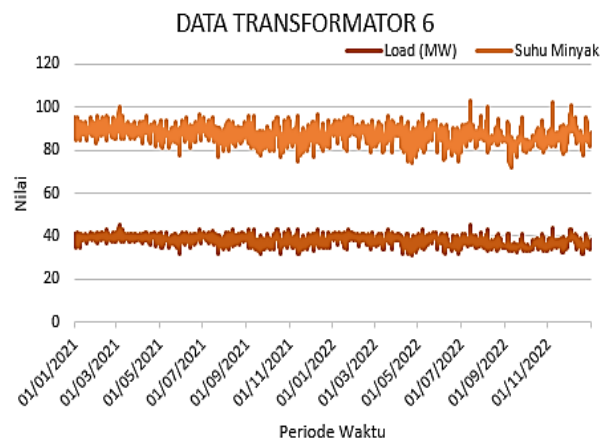


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data beban dan suhu transformator

Tahapan pertama yang dilakukan ialah pengumpulan data lampau yang meliputi data beban (W) dan suhu transformator (°C), pengambilan data transformator 6 diambil pada jam 10.00, 14.00, 16.00 pada 2 tahun

berturut turut yaitu 2021 dan 2022, diagram data beban dan suhu minyak diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram data beban dan suhu transformator 6

Pemodelan LSTM

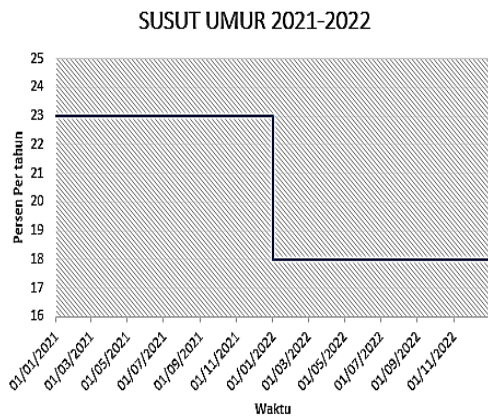
Proses pemodelan LSTM untuk peramalan susut umur dimulai dengan menyusun dataset yang terdiri dari *Datetime* (waktu), data beban, data suhu minyak dan susut umur transformator, dataset ini akan menjadi dasar untuk melatih model LSTM. Model LSTM akan memproses data historis ini dan mengelola informasi jangka panjang dalam sel LSTM. Model akan secara otomatis mengenali pola dan keterikatan dalam data historis dan menggabungkannya dengan variabel-variabel yang relevan untuk membuat peramalan susut umur. Selama proses pelatihan, model LSTM akan dijalankan melalui beberapa iterasi untuk mengoptimalkan parameter dan mengurangi kesalahan prediksi, dengan memanfaatkan informasi historis dan variabel-variabel yang relevan, LSTM mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat tentang susut umur pada transformator. Setelah model dilatih, prediksi susut umur pada data historis yang digunakan dalam proses pelatihan yaitu dengan memperhitungkan pola dan ketergantungan yang telah dipelajari oleh model dari data tersebut, model LSTM dapat menerapkan pemahaman yang telah terbentuk dari data pelatihan untuk mengidentifikasi pola umum yang berkaitan dengan susut umur transformator.

Validasi model dapat dilakukan untuk mengukur bagaimana performa model digunakan untuk peramalan susut umur menggunakan metrik MSE dan RMSE. MSE mengukur rata-rata dari selisih kuadrat antara prediksi dan nilai sebenarnya, sementara RMSE adalah akar kuadrat dari MSE, memberikan gambaran tentang kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data aslinya. Dengan membagi data historis menjadi data pelatihan dan data validasi, model dapat diuji pada data

validasi untuk menghitung MSE dan RMSE. Semakin rendah nilai MSE dan RMSE yang diperoleh, semakin dekat prediksi model dengan nilai sebenarnya.

Peramalan susut umur transformator

Peramalan susut umur trafo berdasarkan beban dan suhu minyak tahun 2021 dan 2022 akan menghasilkan peramalan di tahun 2023, susut umur tahun 2021 dan 2022 ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Susut umur tahun 2021 dan 2022

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan model

Arsitektur jaringan LSTM mencakup struktur dan tata letak jaringan, termasuk jumlah layer dan jumlah neuron dalam setiap layer, serta pengaturan aktivasinya. Parameter-parameter seperti tipe aktivasi, *optimizer*, fungsi *loss*, *time steps*, *epochs*, dan *verbose* mempengaruhi proses pelatihan dan optimisasi model LSTM

Model *Deep Learning-LSTM* dibuat dengan menentukan jumlah layer, jumlah *neuron*, tipe aktivasi, fungsi *loss*, *time steps*, *optimizer* yang digunakan, *epochs*, dan *verbose*, parameter yang dipakai ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter model LSTM

Parameter	Keterangan
Aktivasi	Relu
Optimizer	Adam
Fungsi Loss	MSE
Time steps	15
Epochs	25
Verbose	1

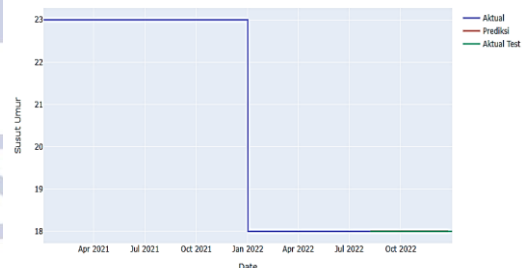
Dalam pelatihan model LSTM, data pelatihan digunakan untuk mengajarkan model mengenali pola dan mempelajari hubungan dalam urutan data. Setelah pelatihan, model diuji menggunakan data testing yang tidak digunakan saat pelatihan. Data testing digunakan untuk mengevaluasi performa model dan kemampuannya dalam mempelajari data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, dilakukan beberapa

kali percobaan untuk mengetahui apakah bagus atau tidak pemodelannya, hasil terbaik didapatkan pada *epochs* 25 dan *timesteps* 15 yang menunjukkan error MSE di 0.0002 dan RMSE di 0.014, Nilai MSE dan RMSE didapatkan saat menggunakan model yang telah ditraining untuk memprediksi *loss of life* pada data testing, selanjutnya, membandingkan prediksi model dengan nilai aktual dari data *testing*. Selisih antara prediksi dan nilai aktual dihitung, dikuadratkan, dan dijumlahkan, MSE adalah rata-rata dari selisih kuadrat prediksi dan nilai aktual Kemudian, mengambil akar kuadrat dari MSE untuk mendapatkan RMSE, RMSE memberikan ukuran kesalahan rata-rata dalam satuan yang sama dengan variabel asli. hasil percobaan ditampilkan pada Tabel 2, hasil terbaik dari pelatihan model LSTM didapatkan grafik testing seperti yang ditunjukkan di Gambar 3. dan Gambar 4.

Tabel 2. Hasil percobaan variasi *epochs* dan *timesteps*

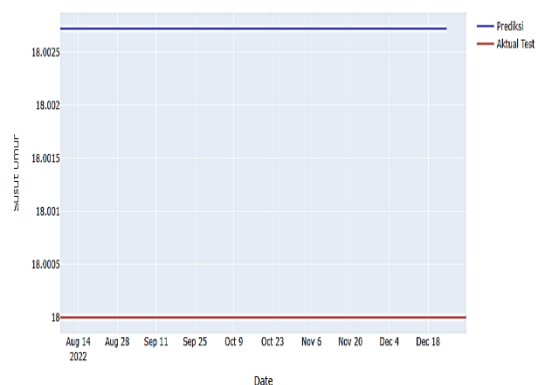
Percobaan	Epochs	Timesteps	MSE (% per tahun)	RMSE (% per tahun)
1	25	5	0.009	0.09
2	25	10	0.004	0.06
3	25	15	0.0002	0.014
4	50	5	0.0089	0.09
5	50	10	0.2	0.44
6	50	15	0.002	0.04
7	75	5	0.05	0.3
8	75	10	0.009	0.09
9	75	15	0.001	0.01

PREDIKSI UNTUK TESTING



Gambar 3. Grafik testing model tampilan penuh

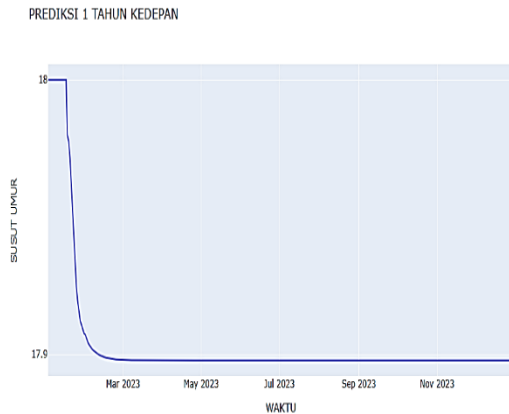
PREDIKSI UNTUK TESTING



Gambar 4. Grafik testing model

Hasil peramalan susut umur

Setelah didapatkan model yang terbaik, model akan digunakan untuk peramalan susut umur kedepannya, peramalan 1 tahun kedepan dilakukan berdasarkan data yang telah digunakan dalam proses pelatihan, denormalisasi dibutuhkan untuk merubah data yang masih dalam normalisasi ke skala aslinya, peramalan susut umur disajikan di Gambar 5 dan Gambar 6.



Gambar 5. Peramalan susut umur



Gambar 5. Peramalan susut umur tampilan penuh

Evaluasi model

Evaluasi model dibutuhkan untuk mengukur kinerja model prediksi atau peramalan pada deep learning, menghitung nilai akurasi peramalan menggunakan MSE dan RMSE. Didapatkan nilai MSE dan RMSE dari peramalan menggunakan LSTM yaitu MSE: 0.0002 RMSE:0.014, jika nilai MSE dan RMSE semakin kecil semakin baik model dalam memprediksi nilai yang sebenarnya.

Pembahasan

Dalam penelitian ini, dilakukan peramalan susut umur trafo di Gardu Induk 150 kv Buduran berdasarkan suhu dan pembebanan memakai metode LSTM. Metode LSTM digunakan karena kemampuannya dalam memodelkan data sekuensial dan mengingat informasi historis yang penting. Data yang dipakai dalam penelitian ini mencakup data historis suhu minyak dan pembebanan transformator data dikumpulkan selama 2 tahun di Gardu

Induk 150 kV Buduran. Data tersebut kemudian diproses dan dipersiapkan untuk digunakan dalam pemodelan menggunakan LSTM. Setelah mempersiapkan data, model LSTM dikonstruksi untuk melakukan prediksi susut umur transformator. Model LSTM ini terdiri dari lapisan LSTM yang berfungsi untuk mempelajari pola sekuensial pada data latihan dan memperhitungkan hubungan antara suhu, pembebanan, dan susut umur transformator. Model LSTM dilatih menggunakan data latihan dengan metode pembelajaran berulang (iteratif) untuk meminimalkan kesalahan antara hasil prediksi dan nilai sebenarnya.

Setelah model LSTM dilatih, dilakukan evaluasi kinerja model menggunakan data uji yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Metrik evaluasi yang dipakai dalam penelitian ini adalah MSE dan RMSE. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan peramalan susut umur transformator yang cukup akurat berdasarkan suhu dan pembebanan. Dengan nilai MSE besarnya 0.0002 dan RMSE besarnya 0.014, dapat dikatakan bahwa model ini memiliki tingkat kesalahan yang rendah. Hasil prediksi juga ditunjukkan dalam bentuk grafik, yang memperlihatkan kesesuaian antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya.

Peramalan susut umur transformator yang diperoleh dari model LSTM ini memiliki nilai aplikatif yang tinggi. Informasi ini dapat digunakan oleh operator gardu induk 150 kV Buduran dalam perencanaan perawatan transformator. Dengan memperhitungkan suhu dan pembebanan yang diterima oleh transformator, operator dapat mengoptimalkan perawatan dan pemeliharaan untuk memperpanjang umur operasional transformator secara efektif.

PENUTUP

Simpulan

Pembahasan mengenai peramalan susut umur transformator berdasarkan pembebanan dan suhu minyak menggunakan *deep learning LSTM* didapatkan kesimpulan yaitu:

1. Peramalan susut umur transformator 6 di Gardu Induk 150 kV Buduran menunjukkan peningkatan susut umur menjadi sebesar 17.89% atau 0.1789 p.u dengan tingkat error *Mean Squared Error* (MSE) dengan nilai 0.0002 dan (*Root Mean Squared Error*) RMSE dengan nilai 0.014.
2. Tingkat susut umur transformator tidak selalu konsisten setiap tahunnya, karena dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pembebanan, pemakaian, kondisi lingkungan, dan perawatan.
3. Metode *deep learning LSTM* dapat digunakan sebagai alat peramalan yang efektif dengan tingkat error MSE dengan nilai 0.0002 dan RMSE dengan nilai 0.014. Dengan demikian, model ini dapat membantu memprediksi susut umur transformator berdasarkan beban dan suhu minyak transformator.

Saran

Peramalan susut umur transformator berdasarkan pembebanan dan suhu menggunakan *deep learning* LSTM untuk mencapai hasil yang optimal, disarankan mengikuti beberapa langkah berikut:

1. Untuk proses peramalan sebaiknya menggunakan sejumlah data besar guna mencapai hasil yang lebih akurat.
2. Penelitian ini dapat diperluas dengan melakukan perbandingan terhadap metode lain guna mengembangkan lebih lanjut

DAFTAR PUSTAKA

- Abdel-Nasser. M., dan K. Mahmoud. 2019, "Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN," *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, no. 7, pp. 2727–2740.
- Ardianto D., dan Kartini, U. T. 2019. *Peramalan Daya Listrik Jangka Sangat Pendek Pembangkit Termal Berdasarkan Data Meteorologi Menggunakan Metode k-Nearest Neighbor-Artificial Neural*. *Jurnal Teknik Elektro*, 101–109.
- Ayturan, Y. A., Ayturan, Z. C., & Altun, H. O. 2018. *Air Pollution Modelling with Deep Learning: A Review*. *Int. J. of Environmental Pollution & Environmental Modelling*, 1(3), 58–62.
- Bıçen. Y., Aras, F., dan Kirkici, H. 2014. *Lifetime estimation and monitoring of power transformer considering annual load factors*. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 21(3), 1360–1367.
- Diahovchenko. I., Petrichenko, R., Petrichenko, L., Mahnitko, A., Korzh, P., Kolcun, M., & Čonka, Z. 2022. *Mitigation of transformers' loss of life in power distribution networks with high penetration of electric vehicles*. *Results in Engineering*, 15(August).
- Hajeforosh. S. F., Khatun. A., dan Bollen, M. 2022. *Enhancing the hosting capacity of distribution transformers for using dynamic component rating*. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 142(PA), 108130.
- Ibrahim. K., Sharkawy, R. M., Temraz, H. K., & Salama, M. M. A. 2022. *Reliability calculations based on an enhanced transformer life expectancy model*. *Ain Shams Engineering Journal*, 13(4), 101661.
- Kumar. K., Kumbhar, B. G., dan Satsangi, S. 2018. *Assessment of Effect of Load Models on Loss-of-Life Calculation of a Transformer Using a Point Estimation Method*. *Electric Power Components and Systems*, 46(16–17), 1808–1819.
- Kurniawan dan Firdaus. 2016. *Studi Analisa Pengaruh Pembebanan Dan Temperatur Lingkungan Terhadap Susut Umur Tranformator Daya Pada Gardu In* *IK/arti cle/view/10091/9751duk Garuda Sakti*. *Jom FTEKNIK*, vol. 3, no. 2, p. 1, 2
- Liu. H., dan Lang. B. 2019. *Machine learning and deep learning methods for intrusion detection systems: A survey*. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(20).
- Maruf. A., dan Primadiyono, "Analisis Pengaruh Pembebanan dan Temperatur Terhadap Susut Umur Transformator Tenaga 60 MVA Unit 1 dan 2 Di GI 150 kV Kalisari," vol. 10, no. 1, pp. 19–24, 2021.
- Meshkatodd, M. R. 2008. *Aging Study and Lifetime Estimation of Transformer Mineral Oil*. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, 1(4), 384–388.
- Ningrum. A., Syarif, I., Gunawan, A. I., Satriyanto, E., dan Muchtar, R. 2021. *Algoritma Deep Learning-LSTM untuk Memprediksi Umur Transformator*. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(3), 539.
- Rommel. D. P., Di Maio, D., dan Tinga, T. 2021. *Transformer hot spot temperature prediction based on basic operator information*. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 124(June 2020).
- Roza. I., Ananda, Y., Siregar, L. A., Dharmawati, D., dan Junaidi, J. (2021). *Analysis of Age Transformer Due to Annual Load Growth in 20 kV Distribution Network*. *Journal of Renewable Energy, Electrical, and Computer Engineering*, 1(1), 42.
- Setiawati. N. E., Munir, M., Wati, T., dan Masfufiah, I. 2021. *Prediksi Sisa Umur Transformator Menggunakan Metode Backpropagation*. *Cyclotron*, 4(1), 1–6.
- Shang. Y., Wu. W., Huai, X., Guo, J., Su, J., Liu, W., Huang, Y., dan Zhou, L. (2021). *Loss of life estimation of distribution transformers considering corrupted AMI data recovery and field verification*. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 36(1), 180–190.

