



Estimasi *Loss Of Life* Tranformator Berdasarkan *Loading* dan *Temperature* Menggunakan LSTM di Gardu Induk 150KV Budur

Anjar Novian, Unit Three Kartini, Tri Wrahatnolo, Lilik Anifah

Universitas Negeri Surabaya

Email : anjarnovian9@gmail.com¹, unitthree@unesa.ac.id², triwrahatnolo@unesa.ac.id³,

lilikanifah@unesa.ac.id⁴



ARTICLE INFO

Article history:

Received: 10 Juli 2023

Revised: 10 Juli 2023

Accepted: 11 Juli 2023

Keywords:

Loss Of Life Transformer LSTM

Published by

Impression :

ABSTRACT

Transformers are crucial equipment in substations, performing important tasks such as voltage transformation, current adjustment, and power quality maintenance. However, various factors over time, such as increased operating temperature, loading conditions, and maintenance schedules, can impact transformer performance and lead to a reduction in its lifespan. This research focuses on the effective and accurate estimation of age loss employ the Long Short Term Memory (LSTM) skill. LSTM means a deep neural network that processes sequential data and retains historical information. Data utilized in this research is sourced from transformer 6 at the Buduran 150 kV substation, including load and oil temperature data for 2021 and 2022. The performance of LSTM is assessed using Mean Squared Error (MSE) cum Root Mean Squared Error (RMSE). The estimation results demonstrate the favorable performance of the LSTM method, with an MSE error value of 0.0002 and an RMSE of 0.014. The projected age loss for 2023 is estimated to be 17.89% or 0.1789 pu.

Corresponding Author:

Anjar Novian

Universitas Negeri Surabaya

Jl. Ketintang, Kec. Gayungan, Kota Surabaya, Jawa Timur,

Indonesia. Email: anjarnovian9@gmail.com

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 mentransformasikan 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 et al., 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 estimasi *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 tenggang yang lama, kemudian dapat meminimalisir biaya pemeliharaan dan perbaikan pada transformator.

Berdasarkan penelitian yang sebelumnya tentang perhitungan estimasi susut umur transformator menggunakan metode matematis maka kebaharuan atau *novelty* penelitian ini yaitu pengembangan metode matematis untuk mengestimasi 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 estimasi *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 mengestimasi 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.

URAIAN TEORI

Transformator

Transformator merupakan suatu perangkat yang tidak bergerak yang melibatkan sebuah inti magnetik dan lilitan yang melibatkan dua atau lebih spiral, transformator dapat mengubah daya (aliran listrik dan beda potensial) dari sistem arus bolak-balik (AC) menjadi kesatuan dengan arus dan tegangan berbeda tetapi pada frekuensi yang seirama (Shang et al., 2021). Transformator bekerja berdasarkan hukum Faraday dan hukum Lenz yaitu bahwa medan magnet yang berlangsung di sekitar lilitan akan menghasilkan bolak balik pada lilitan tersebut (Roza et al., 2021).

Loss Of Life

Saat transformator dibebani dengan beban yang besar maka suhu transformator akan naik, hubungan antara kenaikan temperatur pada gulungan transformator dan belitan kawat memiliki hubungan yang sebanding dengan peningkatan beban, di mana kenaikan suhu gulungan transformator dan belitan kawat meningkat sejalan dengan kenaikan beban.. (Shang et al., 2021) Dengan naiknya suhu minyak dapat menyebabkan rusaknya isolasi transformator dan susut umur pada transformator pun akan meningkat, oleh karena itu mengetahui *Loss Of Life* (susut umur) transformator sangat penting untuk menjaga kinerja dan keandalan sistem tenaga listrik (Ibrahim et al., 2022).

Menurut peraturan SPLN no 17a tahun 1979, ketika suhu hot spot pada transformator melebihi 98°C, maka tingkat keausan transformator akan meningkat secara signifikan, yang berakibat pada penurunan umur yang diharapkan.

LSTM

Dalam bidang *Deep Learning*, LSTM adalah salah satu teknik yang lumayan sering digunakan. dan LSTM sendiri ialah pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)*. LSTM menguasai skill untuk mendalami informasi yang berkaitan dan menghilangkan informasi yang tidak penting dalam data, siklus ini terjadi di tiap-tiap *neuron* dalam LSTM. (Science et al., 2021). LSTM standar terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan input adalah lapisan pertama dalam model, lapisan kedua adalah lapisan berulang di LSTM dan lapisan output terhubung ke tiga gerbang sel (*input*, *output*, dan *forget gate*), dan akhirnya, lapisan output (Ayturan et al., 2018).

METODE PENELITIAN

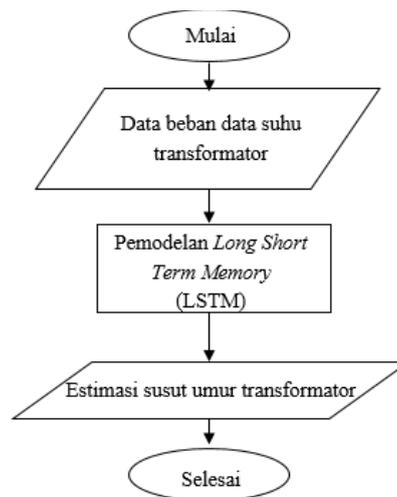
Jenis Sumber Data

Asal data di penelitian ini ialah sumber data primer, ialah jenis data yang dikantongi secara langsung melalui pengamatan atau pengukuran lapangan oleh pihak Gardu Induk. Dapat juga ditunjukkan sebenarnya data primer adalah data yang paling asli dan utama dari sebuah penelitian, data primer memiliki kualitas dan relevansi yang tinggi karena diperoleh secara langsung dari sumber yang diteliti[36]. Data yang diperlukan dalam penelitian ini diterima dari Gardu Induk 150kV

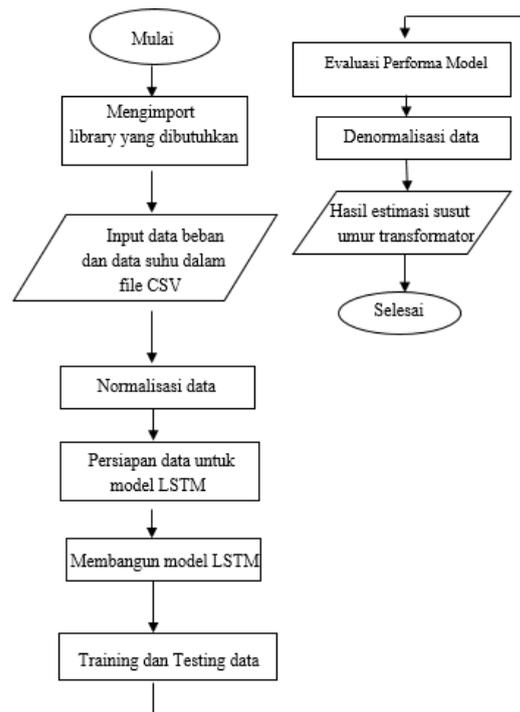
Buduran, data dari Gardu Induk 150kV Buduran digunakan untuk memperoleh estimasi susut umur transformator, data yang digunakan yaitu data beban (W) harian dan data suhu ($^{\circ}\text{C}$).

Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian menggambarkan langkah-langkah yang akan diambil untuk penelitian secara keseluruhan, rancangan penelitian disusun dalam beberapa tahap yang ditunjukkan pada Gambar 1. di dalam rancangan penelitian terdapat proses khusus untuk metode penelitian, yang ditampilkan pada Gambar 2.



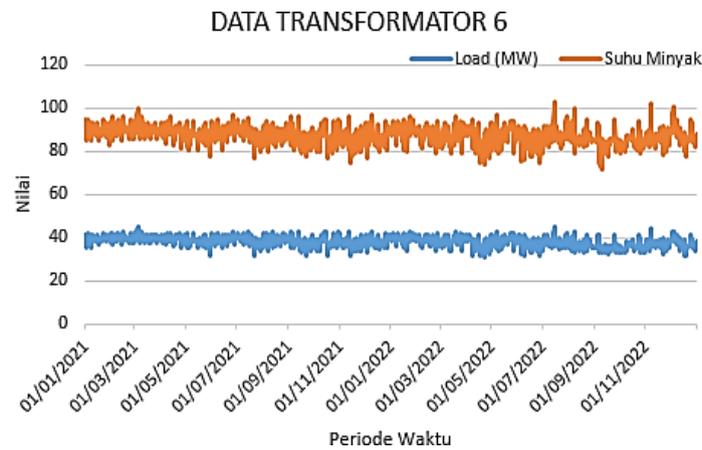
Gambar 1. Diagram Alir Penelitian



Gambar 2. Rancangan Penelitian LSTM

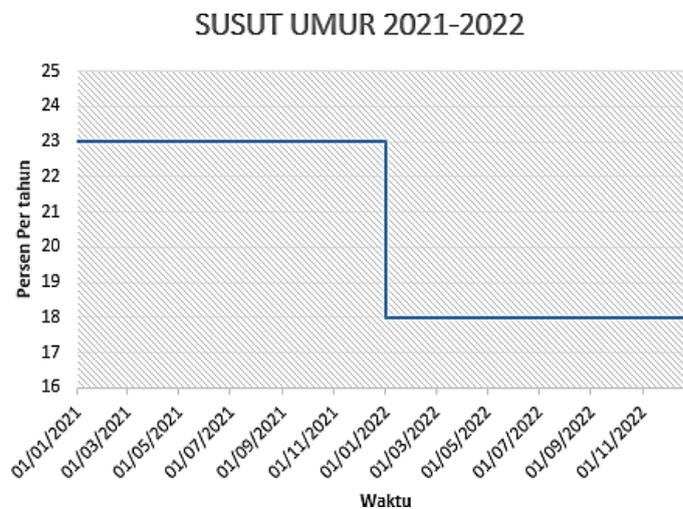
HASIL PENELITIAN

Analisis Data



Gambar 3 Data transformator 6

Gambar 3 menunjukkan grafik pengambilan data tanggal 1 Januari 2021 pukul 10.00, 14.00, 16.00 sampai dengan 31 Desember 2022 pukul 10.00, 14.00, 16.00, beban dan suhu minyak tertinggi selama 2 tahun rata-rata pada pukul 16.00 dikarenakan beban rumah tangga, perkantoran, dan industri menggunakan listrik secara intensif di jam tersebut, beban yang dihasilkan transformator 6 pada tahun 2021 dengan rata-rata 38.66 MW (45.48 MVA) dan rata-rata suhu minyak 49.38 °C. Sedangkan pada tahun 2022 dengan rata-rata beban yaitu 37.49 MW (44.10 MVA) dan rata-rata suhu minyak 49.34 °C, dengan lebih tingginya beban dan suhu pada tahun 2021 dari pada tahun 2022 maka susut umur tahun 2021 akan lebih tinggi pada tahun 2022, data beban dan suhu digunakan untuk menghitung susut umur transformator 6 tahun 2021 dan 2022, dan didapatkan susut umur yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik susut umur tahun 2021-2022

Hasil Pelatihan Model LSTM

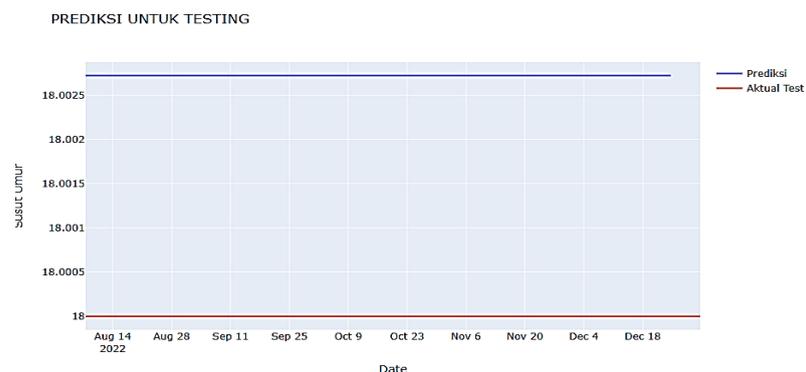
Arsitektur jaringan LSTM mencakup struktur dan tata letak jaringan, termasuk jumlah layer dan jumlah neuron dalam setiap layer, serta pengaturan aktivasinya. Parameter-parameter seperti tipe aktivasi, optimizer, fungsi loss, time steps, epochs, dan verbose mempengaruhi proses pelatihan dan optimisasi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

Model *Deep Learning*-LSTM dibuat dengan menentukan tipe aktivasi, fungsi loss, time steps, optimizer yang digunakan, epochs, dan verbose, parameter yang dipakai diperlihatkan 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. Hasil dari pelatihan model LSTM didapatkan grafik testing seperti yang ditampakkan di Gambar 5 dan Gambar 6.

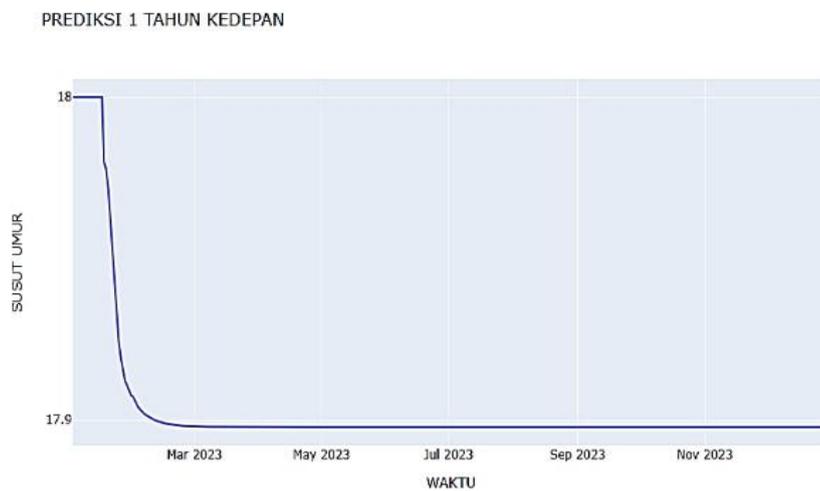


Gambar 6 Grafik testing model LSTM

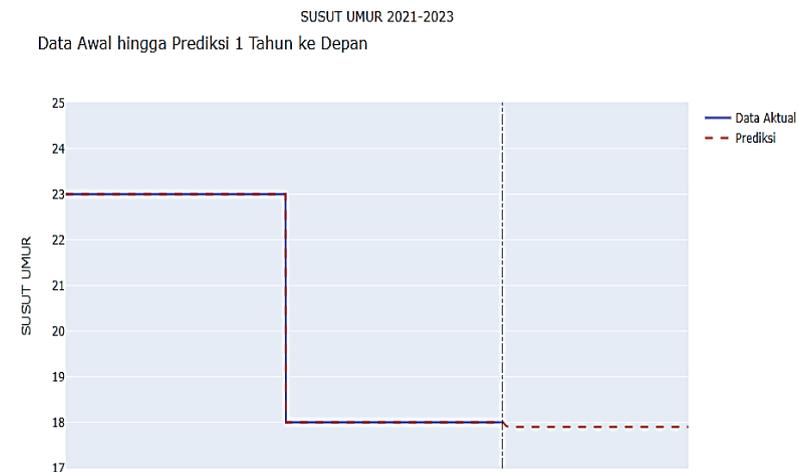
Dalam Gambar 6 grafik hasil testing model perbandingan prediksi LSTM dan aktual, hasil dari prediksi menggunakan LSTM terlihat sudah mengikuti pola data susut umur aktual yaitu nilai aktual 18, prediksi menggunakan LSTM menunjukkan 18.0027.

Hasil Estimasi *Loss Of Life*

Setelah didapatkan model yang terbaik, model akan digunakan untuk estimasi susut umur kedepannya, estimasi 1 tahun kedepan dilakukan berdasarkan data yang telah digunakan dalam proses pelatihan, denormalisasi dibutuhkan untuk merubah data yang masih dalam normalisasi ke skala aslinya, hasil estimasi susut umur ditampilkan pada Gambar 7, dan Gambar 8 buat hasil estimasi tampilan penuh.



Gambar 7. Estimasi 1 tahun kedepan



Gambar 8 Hasil estimasi 1 tahun kedepan

Evaluasi Model LSTM

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 estimasi 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 digunakan dalam penelitian ini adalah MSE dan RMSE. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan estimasi 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.

Estimasi 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.

KESIMPULAN

1. Estimasi susut umur transformator 6 menunjukkan penurunan susut umur menjadi sebesar 17.89% atau 0.1789 p.u dengan tingkat error MSE terbilang 0.0002 dan RMSE terbilang 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 estimasi yang efektif dengan tingkat error MSE terbilang 0.0002 dan RMSE terbilang 0.014. Oleh demikian, model ini dapat membantu memprediksi susut umur transformator berdasarkan beban dan suhu minyak transformator.

REFERENSI

- Ardianto, D., & 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. <https://jurnalmahasiswa.unesa.ac.id/index.php/JTE/article/view/25792>
- 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. <https://ijepem.com/doc/ijepem-18-03-01.pdf>
- Biçen, Y., Aras, F., & 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. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2014.6832284>
- 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). <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100592>
- Hajeforosh, S. F., Khatun, A., & 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. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2022.108130>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.101661>
- Kumar, K., Kumbhar, B. G., & 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. <https://doi.org/10.1080/15325008.2018.1511874>
- Liu, H., & Lang, B. (2019). Machine learning and deep learning methods for intrusion detection systems: A survey. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(20). <https://doi.org/10.3390/app9204396>
- Meshkatodd, M. R. (2008). Aging Study and Lifetime Estimation of Transformer Mineral Oil. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, 1(4), 384-388. <https://doi.org/10.3844/ajeassp.2008.384.388>
- Ningrum, A. A., Syarif, I., Gunawan, A. I., Satriyanto, E., & Muchtar, R. (2021). Algoritma Deep Learning- LSTM untuk Memprediksi Umur Transformator. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(3), 539. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021834587>
- Rommel, D. P., Di Maio, D., & Tinga, T. (2021). Transformer hot spot temperature prediction based on basic operator information. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 124(June 2020), 106340. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106340>
- Roza, I., Ananda, Y., Siregar, L. A., Dharmawati, D., & 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. <https://doi.org/10.29103/jreece.v1i1.3685>
- Science, N., Phenomena, C., Arunkumar, K. E., Kalaga, D. V, Mohan, C., Kumar, S., Kawaji, M., & Brenza, T. M. (2021). Chaos , Solitons and Fractals Forecasting of COVID-19 using deep layer Recurrent Neural Networks (RNNs) with Gated Recurrent Units (GRUs) and Long Short-Term Memory (LSTM) cells. *Chaos, Solitons and Fractals: The Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, and*