

Pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* Untuk Klasifikasi Gangguan Sistem Tenaga Listrik Pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR)

At – Thariq Ramadhan

S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya
e-mail: at-thariqramadhan.19031@mhs.unesa.ac.id

Unit Three Kartini

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

Abstrak

Disturbance Fault Recorder (DFR) adalah perangkat yang merekam kualitas daya dalam bentuk gelombang fasa yang memiliki variable berupa *current* (ampere) dan *voltage* (volt) pada saat *pre fault*, *in fault*, dan *after fault*. Perangkat ini banyak digunakan pada peralatan jaringan listrik untuk terus memantau peralatan jaringan listrik dan merekam kesalahan/ketidaknormalan yang terjadi. Tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan *Hybrid Decomposition Neural Network* untuk mengklasifikasi jenis gangguan sistem tenaga listrik pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR). Metode dekomposisi digunakan untuk membagi masalah menjadi beberapa bagian yang lebih sederhana atau komponen yang lebih kecil, sedangkan jaringan saraf digunakan untuk mempelajari dan memodelkan hubungan antara komponen-komponen tersebut. Data yang digunakan merupakan data rekaman gangguan *Disturbance Fault Recorder* (DFR) yang diakses di PT. PLN UP2B Jawa Timur. Klasifikasi jenis gangguan yang dipakai hanya untuk gangguan eksternal yaitu gangguan oleh petir dan short circuit. Dengan menggunakan 100 data training yang berupa 50 data gangguan petir dan 50 data gangguan short circuit mendapatkan Data training memiliki akurasi sebesar 0,83 dan nilai loss sebesar 0,46. Untuk data validasi, nilai loss pada iterasi pertama adalah 0,70 dan nilai loss adalah 1,97. Data pelatihan memiliki akurasi 1,0 dan nilai kerugian 0,004. Untuk data validasi sebesar 0,70 dan nilai loss sebesar 18,50 pada iterasi kelima. Untuk hasil testing mendapatkan akurasi pada data training sebesar 0.8000 dan loss pada data training 1.9730, akurasi pada data test adalah 0.8000 dan loss pada data test adalah 1.930. Hasil untuk pengujian pada record gangguan yang menggunakan data acak dari rekaman DFR mendapatkan probabilitas 1.0 untuk setiap kelasnya. Sehingga bias dikatakan bahwa model *Hybrid Decomposition Neural Network* cocok digunakan untuk mengklasifikasi jenis gangguan pada hasil rekaman pada DFR.

Kata Kunci: DFR, Klasifikasi, Petir, *Short Circuit*, Dekomposisi.

Abstract

Disturbance Fault Recorder (DFR) is a device that measures and records electrical quantities such as current (amperes) and voltage (volts) before, during, and after an anomaly or disturbance occurs. This device is widely used in electrical network equipment to continuously monitor electrical network equipment and record faults/abnormalities that occur. Modeling is the goal of this research the *Hybrid Decomposition Neural Network* to classify the type of power system disturbance in the *Disturbance Fault Recorder* (DFR). The decomposition method is used to divide the problem into simpler parts or smaller components, while the neural network is used to study and model the relationship between these components. The data used is *Disturbance Fault Recorder* (DFR) fault recording data accessed at PT PLN UP2B East Java. The classification of fault types used is only for external disturbances, namely disturbances by lightning and short circuits. By using 100 training data in the form of 50 lightning fault data and 50 short circuit fault data, the training data has an accuracy of 0.83 and a loss value of 0.46. For validation data, the loss value in the first iteration is 0.70 and the loss value is 1.97. Training data has an accuracy of 1.0 and a loss value of 0.004. For validation data is 0.70 and the loss value is 18.50 in the fifth iteration. For testing results get accuracy on training data of 0.8000 and loss on training data 1.9730, accuracy on test data is 0.8000 and loss on test data is 1.930. The results for testing on fault records that use random data from DFR recordings get a probability of 1.0 for each class. So it can be said that the *Hybrid Decomposition Neural Network* model is suitable for classifying the type of disturbance in the recording results on the DFR.

Keywords: DFR, Classification, Lightning, Short Circuit, Decomposition.

PENDAHULUAN

Untuk mengoptimalkan penyediaan listrik, maka dibutuhkan alat guna merekam dan memberitahukan informasi secara real time tentang status maupun anomali yang terjadi pada komponen – komponen di lapangan. Dengan adanya dukungan alat ini maka dapat memberikan kemudahan dalam pengenalan dan

penanganan saat terjadi anomali selama proses penyediaan listrik berlangsung (Okumus dan Nuroglu, 2018). *Disturbance Fault Recorder* (DFR) perangkat yang merekam kualitas daya dalam bentuk gelombang fasa yang memiliki variable berupa arus (ampere) dan tegangan (volt) sebelum, selama, dan setelah terjadi

ketidaknormalan. Perangkat ini sering dipasang di instalasi jaringan listrik dengan memantau operasinya dari instalasi jaringan listrik secara terus menerus dan merekam gangguan /anomali yang terjadi (Mira, 2022).

Pada Buku Kebijakan Disturbance Fault Recorder PT. PLN (Persero) (2013) mengatakan DFR merupakan peralatan perekam/recorder yang bekerja berdasarkan input analog arus dan tegangan, inputan digital/even/kontak yang berasal dari peralatan primer (*open/close* dan tripnya PMT) atau inputan dari peralatan sekunder (seperti kinerja relay proteksi). DFR akan merekam dan menyimpan data secara *realtime* dan otomatis pada saat sebelum, sesudah dan pada saat gangguan terjadi, *output* dari DFR dapat dicetak dalam bentuk cetak (*print out*) atau dapat langsung membuka software pembuka rekaman gangguan. Informasi yang bisa diperoleh adalah besarnya perubahan pada nilai arus dan tegangan serta durasi gangguan/kejadian, event/kontak dan sensor yang bekerja (Farlen dkk., 2019).

DFR banyak digunakan oleh bagian utilitas yang menawarkan kemungkinan yang baik untuk analisis interferensi gangguan yang lebih mendalam yang biasanya terjadi pada sistem tenaga (Lima dkk., 2019). Ketika dipasang di gardu induk DFR merekam bentuk gelombang tegangan sampel dari sinyal arus, status relai, dan besaran digital lainnya. yang terkait dengan rangkaian gardu induk. Rekaman yang dihasilkan oleh DFR biasanya diakses menggunakan aplikasi yang tersedia pada ruangan *control*. Hasil rekaman DFR yang dihasilkan oleh beberapa anomaly dikumpulkan di pusat operasi utilitas sebelum dianalisis. Konfigurasi DFR (Disturbance Fault Recorder) adalah salah satu skema kontrol terpenting dalam jaringan transmisi untuk menganalisis gangguan yang terjadi di pembangkit listrik (Xiong dkk., 2020). Perancangan dan membuat sistem komputasi analog *delay feedback reservoir* (DFR) *safety energy*, dirancang pada skema pengkodean temporal, fungsi transfer nonlinier, dan penundaan dinamis dapat diamati dengan menggunakan DFR (Shi dkk., 2019). Perekam kesalahan pada DFR merupakan kemampuannya untuk memantau jumlah besar kualitas daya yang ditampilkan dalam bentuk analog pada tingkat akurasi yang tinggi, dilengkapi dengan antarmuka yang digunakan untuk transfer hasil rekaman ke PC, Perangkat lunak otomatis dapat dikembangkan untuk mengekstrak data DFR dari perekam dan dapat disimpan ke PC untuk analisis lebih lanjut. (George dan Naidu, 2020).

Hybrid Decomposition Neural Network atau Jaringan Syaraf Terurai adalah jenis jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk memecah masalah kompleks menjadi beberapa sub masalah yang lebih kecil dan lebih mudah dipecahkan. Sistem hibrid dalam konteks ini mengacu pada penggabungan metode dekomposisi dan jaringan saraf (neural network) dalam suatu sistem (Djenouri dan Hjelmervik, 2020). Metode dekomposisi digunakan untuk membagi masalah menjadi beberapa bagian yang lebih sederhana atau komponen yang lebih kecil, sedangkan jaringan saraf digunakan untuk mempelajari dan memodelkan hubungan antara komponen-komponen tersebut (KV et al., 2023).

Sistem hibrid dari dekomposisi dan jaringan saraf adalah bahwa dekomposisi dapat membantu mengatasi kompleksitas masalah dengan memecahkannya menjadi submasalah yang lebih sederhana. Setiap submasalah kemudian dapat diselesaikan secara terpisah, sehingga mengurangi kompleksitas keseluruhan sistem. Metode dekomposisi yang umum digunakan termasuk metode seperti dekomposisi domain, dekomposisi masalah, atau dekomposisi skala (Sousa Carvalho dkk., 2022).

Di sisi lain, jaringan saraf adalah model komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia. Jaringan saraf dapat mempelajari pola-pola yang kompleks dan hubungan yang tersembunyi dalam data dengan memanfaatkan lapisan-lapisan neuron buatan (unit pemrosesan) yang saling terhubung (Goni e dkk., 2023). Dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang tepat, jaringan saraf dapat mempelajari representasi data yang berguna dan memodelkan hubungan antara input dan output (Rai dkk., 2021).

Dalam sistem hibrid, dekomposisi dapat digunakan untuk membagi masalah menjadi beberapa submasalah yang lebih kecil. Kemudian, setiap submasalah dapat dipecahkan menggunakan jaringan saraf terpisah. Hasil dari setiap submasalah kemudian dapat digabungkan atau diintegrasikan untuk menghasilkan solusi keseluruhan (Wu dkk., 2020). Manfaat dari pendekatan ini adalah bahwa dekomposisi dapat mengurangi kompleksitas masalah dan meningkatkan pemahaman terhadap struktur masalah. Sementara itu, jaringan saraf dapat mempelajari dan memodelkan hubungan antara komponen-komponen tersebut secara adaptif dan fleksibel (Qu dkk., 2019).

Namun, implementasi sistem hibrid dari dekomposisi dan jaringan saraf memerlukan desain yang tepat, termasuk pemilihan metode dekomposisi yang sesuai dan arsitektur jaringan saraf yang optimal untuk setiap submasalah (Indhumathi dkk., 2022). Selain itu, integrasi hasil dari setiap submasalah juga menjadi tantangan tersendiri. Oleh karena itu, pengembangan dan implementasi sistem hibrid ini memerlukan pemahaman yang mendalam tentang masalah yang dihadapi dan teknik-teknik yang relevan dalam dekomposisi dan jaringan saraf. Pada penelitian ini dilakukan pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* untuk mengklasifikasi jenis gangguan pada sistem tenaga listrik pada data rekaman *Disturbance Fault Recorder* (DFR). Karena setiap terjadi gangguan/anomali pada sistem transmisi maupun distribusi akan memiliki karakteristiknya sendiri maka, metode *Hybrid Decomposition Neural Network* digunakan untuk mengklasifikasi jenis gangguan /anomali dari data yang dihasilkan oleh DFR pada saat terjadi gangguan/anomali sistem tenaga listrik sehingga dapat membantu untuk mempercepat penanganan dalam perbaikan yang terjadi pada sistem tenaga listrik.

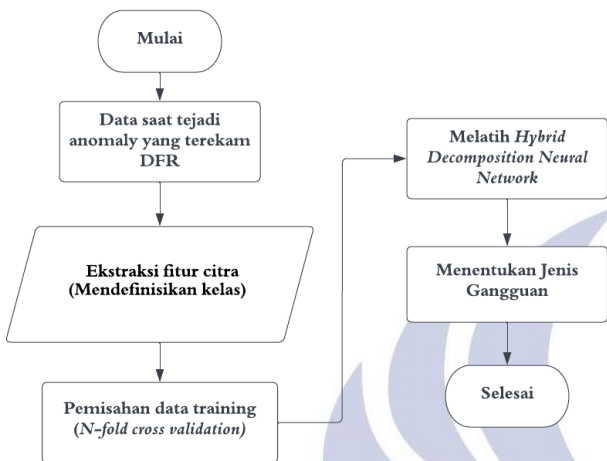
METODE

Pada penelitian ini, dilakukan klasifikasi gangguan sistem tenaga listrik pada saluran transmisi yang diambil dari data record DFR. Disturbance Fault Recorder (DFR) perangkat yang merekam kualitas daya dalam bentuk gelombang fasa yang memiliki variabel berupa arus *current* (ampere) dan *voltage* (volt) pada saat *pre fault*, *in fault*, dan *after fault*.

Pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* Untuk Klasifikasi Gangguan Sistem Tenaga Listrik Pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR)

Metode Klasifikasi

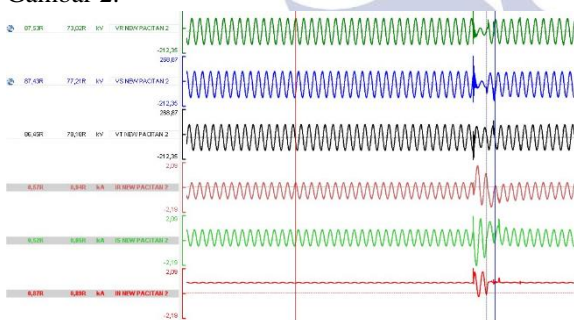
Metode yang digunakan untuk mengklasifikasi gangguan yaitu menggunakan *hybrid decomposition neural network* dengan menggunakan library keras. Library keras adalah sebuah library yang digunakan untuk pembelajaran mesin dan pengembangan model neural network di Python. Keras menyediakan antarmuka tingkat tinggi yang mudah digunakan dan intuitif untuk membangun dan melatih model neural network. Pada Gambar 1 merupakan proses klasifikasi jenis gangguan dengan *Hybrid Decomposition-NN*



Gambar 1. Proses klasifikasi

Data rekaman gangguan DFR

Pada penelitian ini, data dari PT. PLN UP2B Jawa Timur yaitu data rekaman pada saat terjadi gangguan pada sistem transmisi yang terekam pada DFR. Penelitian ini menggunakan data output pada DFR berupa gelombang fasa VR-VS-VT, IR-IS-IT dan N Gambar 2.



Gambar 2. Data rekaman gangguan pada DFR

Pemodelan HDNN

Untuk melakukan pemodelan dekomposisi yaitu pertama mengatur parameter input untuk jaringan (network) dalam. Parameter input yang digunakan yaitu dimensi, kanal, batch size, dan jumlah epoch ditentukan untuk penggunaan dalam pemodelan jaringan. Dengan menggunakan *dim* (160, 160,) untuk chanelnya menggunakan (3,) lalu menggunakan input shape dimana merupakan bentuk dari *dim* dan

channel. Pada pemodelan ini menggunakan 16 untuk batch suze dan 10 epoch.

Dimana dimensi input (*dim*) ditentukan sebagai tupel dengan nilai (160, 160). Ini menunjukkan bahwa setiap input gambar akan diubah ukurannya menjadi 160x160 piksel. Kanal input (*channel*) ditentukan sebagai tupel dengan nilai (3,). Ini menunjukkan bahwa setiap input gambar akan memiliki 3 kanal warna (misalnya, RGB). Shape input (*input_shape*) menggabungkan dimensi input dan jumlah kanal untuk membentuk bentuk input yang diharapkan oleh proses dekomposisi. Hasilnya adalah tupel (160, 160, 3), yang menunjukkan bahwa input memiliki dimensi 160x160 piksel dan tiga kanal warna. Ini akan menjadi bentuk input yang diharapkan oleh jaringan. Batch size (*batch_size*) ditentukan sebagai jumlah sampel yang akan diproses dalam satu iterasi. Dalam hal ini, batch size diatur menjadi 16, yang berarti 16 gambar akan diproses dalam satu iterasi. Jumlah epoch (*epoch*) ditentukan sebagai jumlah kali keseluruhan dataset akan digunakan untuk melatih jaringan. Dalam hal ini, epoch diatur menjadi 10, yang berarti dataset akan digunakan untuk melatih jaringan sebanyak 10 kali..

Pembagian data set *Train, Test and Validation*

Dalam processing data untuk membagi dataset menjadi data pelatihan (*train*), data pengujian (*test*), dan data validasi (*validation*) menggunakan metode *train_test_split* dari library *sklearn.model_selection*. Pemisahan dataset awal menjadi data pelatihan dan uji dilakukan menggunakan fungsi ***train_test_split()***. Parameter ***test_size=0.20*** menentukan bahwa 20% dari data akan digunakan sebagai data pengujian, sedangkan 80% menjadi data pelatihan. ***random_state*** digunakan untuk mengontrol acak pemisahan data.

Dengan cara ini, didapatkan distribusi atau proporsi data pada masing-masing set (*train, test, validation*) setelah pembagian dataset, serta melihat contoh data yang ada dalam *DataFrame*. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa pembagian dataset dilakukan dengan benar dan proporsi data pada setiap set sesuai dengan yang diinginkan ditunjukkan pada Gambar 3.

```

=====
set      tag      count
test     Petir    2
         Short   8
train    Petir   41
         Short  39
validation Petir   7
         Short   3
dtype: int64
=====
  
```

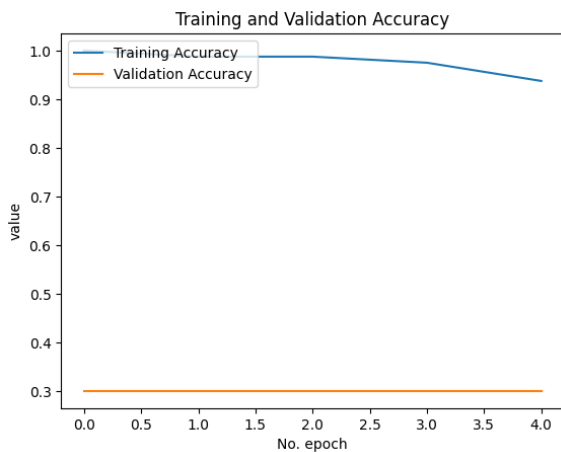
Gambar 3. Pembagian proporsi data set *Train, Test and Validation*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan model

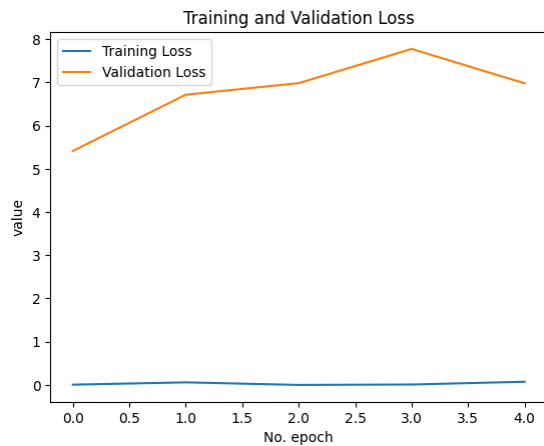
Setelah dibuat model selanjutnya yaitu merealisasikan proses pelatihan, dimana pelatihan ini merupakan proses *machine learning* mendefinisikan algoritma yang digunakan untuk mempelajari dan mengingat model setiap kelas dalam data.

Hasil dari pelatihan model HDNN didapatkan grafik testing seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4 yang merupakan hasil dari akurasi data traing dan validasi serta Gambar 5 merupakan garafik loss dari data training dan validasi.



Gambar 4. Grafik hasil *Training and Validation Accuracy*

Gambar 5. Grafik hasil *Training and Validation Loss*



Hasil evaluasi model berdasarkan data pengujian

Setelah mendapatkan hasil dari taining dan validasi step selanjutnya yaitu pengujian yang dilakukan dengan menggunakan data uji. Dimana data uji tidak disertakan dalam proses pelatihan.

```
[104] loss, acc = model.evaluate(test_data,steps=len(test_generator),verbose=0)
print("Accuracy on training data: {:.4f} \nloss on training data: {:.4f}'.format(acc,loss),'n')

loss, acc = model.evaluate(test_data,steps=len(test_generator),verbose=0)
print("Accuracy on test data: {:.4f} \nloss on test data: {:.4f}'.format(acc,loss),'n')

Accuracy on training data: 0.8000
Loss on training data: 1.9730

Accuracy on test data: 0.8000
Loss on test data: 1.9730
```

Gambar 6. Evaluasi model menggunakan data *testing*

Hasil pelatihan pada Gambar 5 memberikan *output* model yang cukup stabil di kedua data tersebut, sehingga dapat dilakukan pelatihan lebih lanjut.

Membuat klasifikasi

Setelah melakukan pemodelan serta dan melewati training model, berikutnya adalah membuat fungsi *classifier*. Jadi data baru selain data uji, pelatihan dan validasi yang diperleh maka dapat mengkategorikan kelasnya. Dimana inputnya disesuaikan terhadap nilai kelas yang digunakan pada saat proses pelatihan. Label kelasnya menggunakan label saat proses training “Labels [Petir, Short]”. Untuk label yang digunakan yaitu petir dan short, dimana petir merupakan pelabean dari data gangguan petir yang telah melalui training dan short merupakan label dari gangguan short circuit.

Selanjutnya perlu mendefinisikan fungsi preprocessing yang mengubah gambar menjadi array yang sesuai untuk masukan ke model yang akan dilatih. Fungsi ini mengonversi gambar menjadi array dengan mengonversinya menjadi RGB dan mengubah ukurannya menggunakan metode interpolasi *Nearest-neighbor default* dari *library*. Kemudian bentuk ulang larik 3D asli menjadi larik 4D dapat menyebutnya tensor. Kemudian muat model yang dilatih. Setelah pelatihan model berhasil dilakukan dan berhasil dimuat. Step selanjutnya adalah mengklasifikasikan data rekaman gangguan DFR

```
[ ] # read image
im = Image.open('/content/TNDES_20-12-20.jpg')
X = preprocess(im,input_size)
X = reshape([X])
y = model.predict(X)

print( labels[np.argmax(y)], np.max(y) )

1/1 [=====] - 0s 49ms/step
Short 1.0

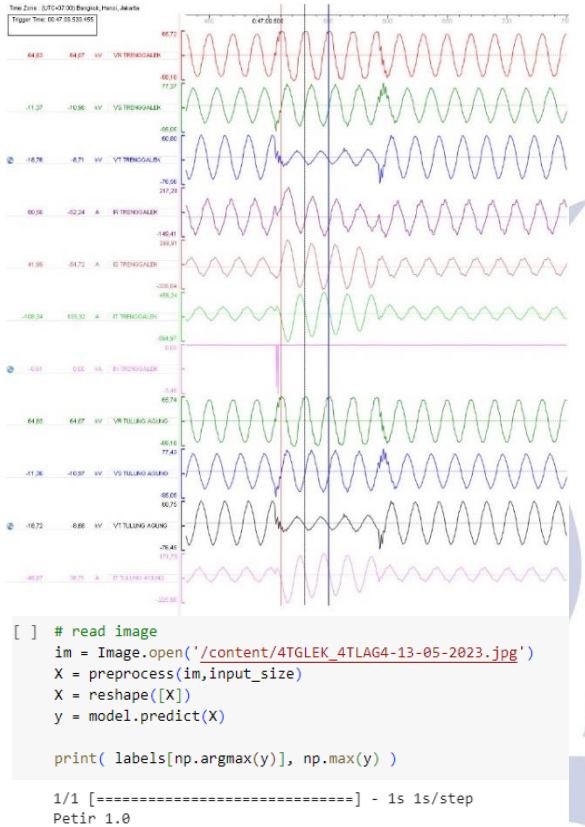
[ ] y

array([[1.7696864e-27, 1.0000000e+00]], dtype=float32)
```

Gambar 7. Hasil pengujian klasifikasi terhadap rekaman gangguan DFR

Pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* Untuk Klasifikasi Gangguan Sistem Tenaga Listrik Pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR)

Gambar 7 merupakan hasil yang menunjukkan merupakan nilai *output* dari hasil prediksi, pada *command* variabel 'y' merupakan hasil dari *output array* yang menghasilkan banyak nilai. dimana nilai tersebut merupakan nilai untuk setiap kategori. Kemudian menekan nilai maks berdasarkan hasil klasifikasi ditentukan di atas, dan mendapatkan nilai probabilitas 1.0 dan teridentifikasi gangguan yang terjadi pada hasil rekaman DFR adalah gangguan *short circuit*.



Gambar 7. Hasil pengujian klasifikasi terhadap rekaman gangguan DFR

Pada Gambar 7 teridentifikasi gangguan petir dalam data rekaman gangguan yang telah diuji dan mendapatkan probability 1.0

PENUTUP

Simpulan

Pembahasan mengenai pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* untuk klasifikasi jenis gangguan pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR) didapatkan kesimpulan yaitu:

1. Model *Hybrid Decomposition Neural Network* cocok digunakan untuk mengklasifikasi jenis gangguan pada *Disturbance Fault Recorder*. Dengan menggunakan 100 data *training* yang berupa 50 data gangguan petir dan 50 data gangguan *short circuit* mendapatkan Data *training* memiliki akurasi sebesar 0,83 dan nilai *loss* sebesar 0,46. Untuk data validasi, nilai *loss* pada iterasi pertama adalah 0,70 dan nilai *loss* adalah 1,97. Data

pelatihan memiliki akurasi 1,0 dan nilai kerugian 0,004. Pada iterasi kelima, data validasi memiliki presisi 0,70 dan nilai *loss* 18,50. Untuk hasil pengujian akurasi data *training* 0.8000, *loss* data *training* 1.9730, akurasi data *test* 0.8000, *loss* data *test* 1.930.

2. Hasil untuk pengujian pada record gangguan yang menggunakan data acak dari rekaman DFR mendapatkan probabilitas 1.0 untuk setiap kelasnya. Sehingga bias dikatakan bahwa model *Hybrid Decomposition Neural Network* cocok digunakan untuk mengklasifikasi jenis gangguan pada hasil rekaman pada DFR.

Saran

Pemodelan *Hybrid Decomposition Neural Network* untuk klasifikasi jenis gangguan pada *Disturbance Fault Recorder* (DFR), maka disarankan beberapa hal sebagai berikut.

1. Dalam proses klasifikasi dapat menggunakan lebih banyak data agar *output* yang dihasilkan lebih akurat.
2. Pada proses *training* bisa menggunakan metode lain untuk mendapatkan akurasi yang lebih baik.
3. Dataset yang digunakan bisa ditambah dengan klasifikasi gangguan lain.
4. Penelitian ini bisa dikembangkan lagi dengan menambah data set yang digunakan atau mengonversikannya pada DFR secara online sehingga dapat membantu proses identifikasi saat terjadi gangguan dilapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Djenouri. Y. dan Hjelmervik J., 2020. *Hybrid decomposition convolution neural network and vocabulary forest for image retrieval*. Proceedings - International Conference on Pattern Recognition, 3064–3070.
- Farlen E., Setyawan. A. D., Prasetyo. D., dan Cahyaningrum, D. 2019. *Lightning Detection Monitoring System for Identification Transmission Line Fault in PLN Trans JBT*. 2019 International Conference on Technologies and Policies in Electric Power and Energy, TPEPE 2019.
- George, N., dan Naidu. O. D. 2020, September 14. *Estimation of zero-sequence impedance parameters in double-circuit lines using disturbance recorder data*. 2020 IEEE International Conference on Power Systems Technology, POWERCON 2020.
- Goni. M. O. F., Nahiduzzaman, M., Anower. M. S., Rahman. M. M., Islam. M. R., Ahsan. M., Haider. J., dan Shahjalal. M. 2023. *Fast and Accurate Fault Detection and Classification in Transmission Lines using Extreme Learning Machine*. E-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy, 3, 100107.
- Gupta. S., KV. S. dan O. M. M. 2023. *Detection of High Impedance Faults in Power Lines using Empirical Mode Decomposition with Intelligent Classification Techniques*. Computers and Electrical Engineering, 109, 108770.
- Indhumathi. R., Narmadha. T. V., dan Kurunathan. H. 2022. *Hybrid pixel based method for multimodal image fusion based on Integration of Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and Genetic Algorithm (GA) using Empirical Mode Decomposition (EMD)*. Microprocessors and Microsystems, 94, 104665.

- Lima. É. M., Brito. N. S. D., dan Souza. B. A. de. 2019. *High impedance fault detection based on Stockwell transform and third harmonic current phase angle*. Electric Power Systems Research, 175, 105931.
- Linli. Z., Yongliang. L., Yong. S., Yongduan. X., Lisheng. L., dan Xin, J. 2018. *Fault type recognition of over-head lines of distribution networks based on fault indicator waveform data*. China International Conference on Electricity Distribution, CIGRE, 1444–1448.
- Mira. D., 2022. *Analisa Disturbance Fault Recorder (DFR) Sebagai Alat Perekam Anomali Pada Gardu Induk Rangkaian Baru*. ENERGI & KELISTRIKAN, 13(2), 111–122.
- Okumus. H., dan Nuroglu, F. M. 2018. *Event Detection and Classification Algorithm Using Wide Area Measurement Systems*. 2018 6th IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering, SEGE 2018, 230–233.
- Qu. Z., Mao. W., Zhang. K., Zhang. W., dan Li. Z. 2019. *Multi-step wind speed forecasting based on a hybrid decomposition technique and an improved back-propagation neural network*. Renewable Energy, 133, 919–929.
- Rai. P., Londhe. N. D., dan Raj. R. 2021. *Fault classification in power system distribution network integrated with distributed generators using CNN*. Electric Power Systems Research, 192, 106914.
- Shi. X., Yang. H., Xu. Z., Zhang. X., dan Farahani. M. R., 2019. *An Independent Component Analysis Classification for Complex Power Quality Disturbances with Sparse Auto Encoder Features*. IEEE Access, 7, 20961–20966.
- Sousa Carvalho J. G., Rocha Almeida. A., Ferreira. D. D., dos Santos. B. F., Pereira Vasconcelos. L. H., dan De Oliveira Sobreira. D., 2022. *High-impedance fault modeling and classification in power distribution networks*. Electric Power Systems Research, 204, 107676.
- Swarnkar. N. K., Mahela. O. P., dan Lalwan. M., 2023. *Multivariable signal processing algorithm for identification of power quality disturbances*. Electric Power Systems Research, 221, 109480.
- Tang. T., dan Yuan. H. 2022. *A hybrid approach based on decomposition algorithm and neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion battery*. Reliability Engineering and System Safety, 217, 108082.
- Wu. B., Wang. D., Zhao. G., Deng. L., dan Li. G., 2020. *Hybrid tensor decomposition in neural network compression*. Neural Networks, 132, 309–320.
- Xiong. S., Liu. Y., Fang. J., Dai. J., Luo. L., dan Jiang. X., 2020. *Incipient Fault Identification in Power Distribution Systems via Human-Level Concept Learning*. IEEE Transactions on Smart Grid, 11(6), 5239–5248.

