

KLASIFIKASI DAN ESTIMASI LOKASI GANGGUAN PADA SALURAN TRANSMISI TENAGA LISTRIK 150 KV MENGGUNAKAN METODE HIBRID

Sandy Ahmad¹⁾, Azriyenni Azhari Zakri²⁾

^{1,2)}Program Studi Teknik Elektro S1, Fakultas Teknik Universitas Riau
Kampus Bina Widya, Jl. H. R. Soebrantas Km. 12,5 Simpang Baru, Panam
Pekanbaru 28293

Email: sandy.ahmad@student.unri.ac.id¹⁾; azriyenni@eng.unri.ac.id²⁾

ABSTRACT

This research proposes a hybrid method for classifying and estimating the location of short circuit faults in the electrical power transmission line. The hybrid method used Discrete Wavelet Transform (DWT) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). The transmission system of bus Koto Panjang (KP) to bus Garuda Sakti (GS) in Riau province with a length of 64km were used in this research. DWT was utilized to process information from each phase voltage and current transient signals as well as the zero sequence current for one cycle after the fault begins. The ANFIS classification was designed to detect any fault in each phase and ground in determining the type of short circuit fault. ANFIS estimation was used to measure the fault location that occurs in the transmission line. The training and testing data were generated by simulating type of short circuit fault in Matlab/Simulink with variations in the fault location and fault resistance. The results obtained are classification of fault with an accuracy of 100% and the estimation of fault location with the lowest error is 0.000605% and the highest error is 0.029827%.

Keywords: ANFIS, DWT, fault classification, fault estimation, short circuit.

I. PENDAHULUAN

Saluran transmisi merupakan komponen yang sangat penting dalam sistem tenaga listrik. Saluran transmisi dari suatu sistem tenaga listrik harus mampu menjamin tersedianya energi listrik yang kontinu pada setiap beban yang terhubung pada sistem tersebut, karena saluran transmisi merupakan penghubung antara pusat pembangkit dan beban. Kontinuitas penyaluran tenaga listrik ini sering dihadapkan pada masalah gangguan yang timbul dalam sistem tenaga listrik. Salah satu gangguan yang paling sering terjadi adalah gangguan hubung singkat. Oleh karena itu, gangguan tersebut perlu dideteksi, diklasifikasikan, dan diperbaiki secepat mungkin.

Penentuan lokasi gangguan pada sistem transmisi sangat penting untuk mempercepat proses perbaikan. Perbaikan yang cepat akan mengurangi keluhan pelanggan, waktu berhenti sistem, kerugian pendapatan, dan ongkos perbaikan. Faktor-faktor tersebut semakin penting

bagi perusahaan penyedia energi listrik dalam menghadapi tantangan pasar saat ini. Untuk itu perlu dikembangkan algoritma untuk memberikan estimasi lokasi gangguan secara akurat dan cepat. Estimasi lokasi gangguan pada sistem transmisi tenaga listrik umumnya berdasarkan metode yang menggunakan hasil pengukuran arus dan tegangan frekuensi sistem pada terminal yang terhubung dengan saluran transmisi yang mengalami gangguan.

Penelitian ini menggunakan metode hibrid untuk melakukan klasifikasi jenis dan estimasi lokasi gangguan hubung singkat. Metode hibrid dalam penelitian ini adalah gabungan dari metode transformasi wavelet dan *Adaptive Neuro-fuzzy Inference System* (ANFIS). Transformasi wavelet yang digunakan adalah Transformasi Wavelet Diskrit (TWD) untuk mendapatkan informasi dari sinyal transien saat gangguan hubung singkat mulai terjadi. Transformasi wavelet memiliki

keunggulan dibandingkan dengan transformasi *fourier* yang mana informasinya terbatas hanya pada domain frekuensi. Sedangkan informasi yang didapat dari transformasi wavelet dapat berupa domain frekuensi dan waktu.

Pengolahan hasil TWD akan digunakan sebagai masukan dalam menggunakan ANFIS untuk mengklasifikasi jenis dan estimasi lokasi gangguan hubung singkat. Dengan menggunakan ANFIS, klasifikasi jenis gangguan lebih mudah dilakukan dan memiliki tingkat keakuratan yang juga tinggi. Begitu juga dalam penggunaan ANFIS untuk estimasi lokasi gangguan hubung singkat. Metode ini diuji untuk semua jenis gangguan, dengan lokasi gangguan dan nilai resistansi gangguan yang berbeda pada saluran transmisi.

Hessine M. B., dan Saber S. B., 2014 melakukan penelitian menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk klasifikasi jenis gangguan dan lokasi gangguan yang terjadi pada saluran transmisi. Dari hasil penelitian dapat diketahui bahwa menggunakan modular JST dapat mengurangi waktu pelatihan dan juga meningkatkan keakuratan JST untuk klasifikasi jenis gangguan. Dari hasil penelitian dapat diketahui juga bahwa JST dengan masukan arus dan tegangan lebih akurat untuk melakukan estimasi lokasi gangguan (Hessine & Saber, 2014).

Lalu Ahmed Saber dkk., 2016 telah mengusulkan penerapan TWD dengan *mother wavelet* tipe daubechies orde 4 dengan frekuensi sampling 50 kHz dan SVM (*Support Vector Machine*). Penjumlahan nilai absolut dari koefisien detail level 8 dan 9 digunakan sebagai masukan untuk SVM. Hasil yang didapatkan bahwa metode ini mampu mengklasifikasi gangguan pada saluran transmisi paralel dengan benar (Saber, Emam, & Amer, 2016).

Selanjutnya Ika M. S., 2016 melakukan penelitian tentang estimasi jenis dan lokasi gangguan pada saluran distribusi bawah tanah. Penelitian dilakukan dengan menggunakan masukan yang berbeda-beda, yaitu komponen DC, 50 Hz, 100-350 Hz, 400-1000 Hz, dan 1050-1950 Hz. Dari penelitian yang dilakukan, diketahui bahwa masukan 50 Hz menghasilkan *error* terkecil pada jenis gangguan satu fasa ke tanah (AG), antar fasa (AB), dan dua fasa ke tanah (ABG) (Sari & Sukma, 2016).

Berdasarkan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi dan estimasi lokasi

gangguan pada sistem transmisi tenaga listrik, maka penelitian ini akan mengembangkan suatu teknik hibrid untuk klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan pada sistem transmisi yaitu gabungan dari metode TWD dan ANFIS. Teknik Hibrid ini diharapkan dapat menambah perbaikan dari sisi ketepatan dalam menentukan klasifikasi jenis gangguan dan estimasi lokasi gangguan pada sistem transmisi tenaga listrik.

Transformasi Wavelet Diskrit

Transformasi wavelet memiliki kemampuan untuk menganalisa berbagai jenis gangguan dengan informasi yang diperoleh daripada domain frekuensi dan domain waktu. Transformasi wavelet sangat berguna dalam mendeteksi dan mengolah berbagai data gangguan karena sensitif terhadap ketidakteraturan sinyal (Misiti et al., 2006).

Transformasi wavelet dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu transformasi wavelet kontinu dan transformasi wavelet diskrit. wavelet kontinu digunakan untuk menghitung transisi sinyal dari sinyal modular kapan saja ke skala yang diinginkan. Skala jendela memiliki mode yang dapat dimodifikasi. Dengan memberikan gelombang $f(t)$, transformasi wavelet kontinu dapat dihitung sebagai berikut (Rucka & Wilde, 2006; Jamali & Ghaffarzadeh, 2011).

$$TWK(f, a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

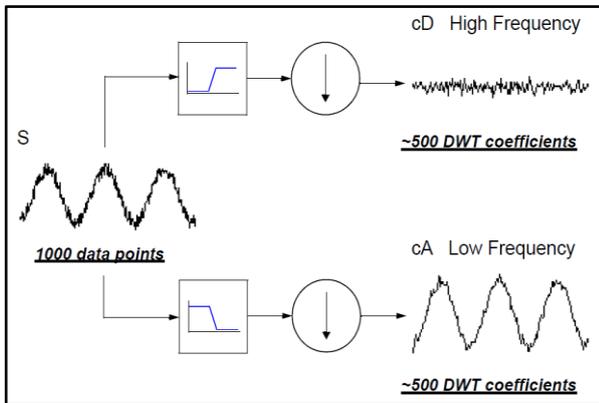
Dimana a dan b adalah konstanta skala dan konstanta transisi (pergeseran waktu), $TWK(f, a, b)$ adalah koefisien TWK, dan φ adalah wavelet buatan. Sinyal input $f(t)$ telah disusun ulang menggunakan parameter perpindahan dan ekspansi waktu untuk skala yang tepat.

Transformasi wavelet diskrit dianggap sebagai implementasi yang relatif mudah dibandingkan dengan transformasi wavelet kontinu. Koefisien gelombang TWD dapat diperoleh dengan menerapkan TWD sebagai persamaan berikut (Mosavi & Tabatabaei, 2014).

$$TWD(f.m.k) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k f(k) \varphi^* \left[\frac{n - ka_0^m}{a_0^m} \right] \quad (2)$$

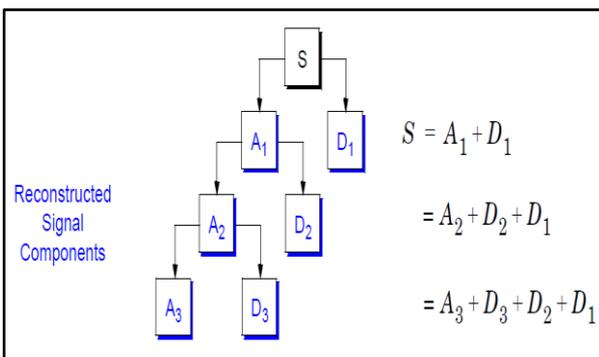
Dimana parameter a dan b dalam persamaan (6) diganti sebagai a_0^m , ka_0^m , k dan m adalah bilangan bulat positif. TWD membagi (dekomposisi) sinyal gelombang menjadi dua

bagian dengan menggunakan teknik pemfilteran dan operasi *downsampling*.



Gambar 1. Diagram skema pengolahan sinyal dengan TWD (Misiti et al., 2016)

Gambar 1 memperlihatkan bahwa gelombang sinyal input dibagi menjadi dua bagian, sinyal frekuensi rendah dikenal sebagai aproksimasi dan bagian frekuensi tinggi sebagai detail. Pada transformasi wavelet digunakan *mother wavelet* dalam mengolah sinyal asli. *Mother wavelet* terdiri dari berbagai jenis seperti Haar, Daubechies, Coiflets, Symlets, dll. *Mother wavelet* yang paling banyak digunakan adalah daubechies yang biasa ditulis *dbN*, di mana N adalah orde, dan db menunjukkan nama *mother wavelet* Daubechies (Borghetti, Bosetti, & Paolone, 2008).



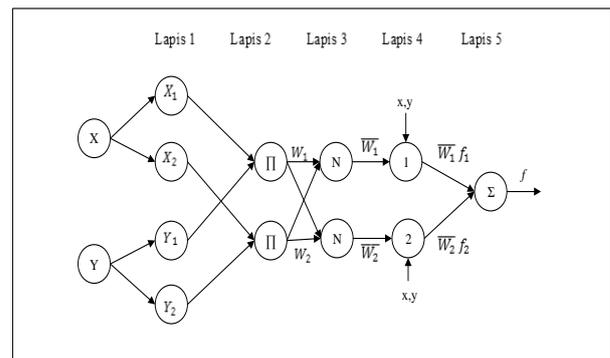
Gambar 2. Proses dekomposisi pada TWD (Misiti et al., 2016)

Gambar 2 menampilkan proses dekomposisi pada TWD dengan keluaran berupa aproksimasi yang dijadikan kembali sebagai masukan TWD untuk level berikutnya. Sinyal pertama dikirim ke

filter *high-pass* dan filter *low-pass* lalu bagian dari setiap keluaran diambil sebagai sampel.

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

ANFIS adalah jaringan adaptif yang berbasis pada sistem inferensi fuzzy. ANFIS merupakan gabungan dari *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Fuzzy Inference System* (FIS). Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan parameter konsekuensi yang dapat diadaptasikan dengan algoritma pembelajaran *hybrid*. ANFIS memiliki struktur dengan 5 lapisan. Gambar 3 merupakan sebuah arsitektur ANFIS 2 masukan yaitu x, y, dan satu keluaran f. Ada dua aturan pada basis aturan model sugeno. Kedua aturan ini dapat dilihat dengan persamaan 3 dan persamaan 4, sedangkan untuk keluaran ANFIS dihitung menggunakan persamaan 5 (Azriyenni & Mustafa, 2015).



Gambar 3. Arsitektur ANFIS (Kusumadewi & Hartati, 2010)

If x is A_1 and y is B_1 ,

$$f_1 = p_1x + p_1y + r_1 \quad (3)$$

If x is A_2 and y is B_2 ,

$$f_2 = p_2x + p_2y + r_2 \quad (4)$$

$$f = \frac{w_1f_1 + w_2f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1f_1 + \bar{w}_2f_2 \quad (5)$$

SIF yang digunakan yaitu sistem inferensi fuzzy model Tagaki-Sugeno-Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi. Lapisan 1 disebut lapisan fuzifikasi. Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah). Untuk fungsi aktivasi lapisan 1 dapat dihitung dengan persamaan 6 dan 7 (Azriyenni & Mustafa, 2015).

$$O_{1,i} = \mu_{Ai}(x) \text{ untuk } i = 1, 2 \quad (6)$$

$$O_{1,i} = \mu_{Bi-2}(y) \text{ untuk } i = 3, 4 \quad (7)$$

Fungsi keanggotaan (μ) yang di pakai adalah *Generalized Bell* (gbell) yang dapat dihitung dengan persamaan 8 (Jang & Mizutani, 1997).

$$\mu_A(X) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (8)$$

Dengan a, b, c adalah himpunan parameter. Parameter dalam lapis ini disebut parameter premis adaptif, yaitu parameter yang dapat berubah. Untuk lapisan 2, semua simpul pada lapisan ini adalah nonadaptif (parameter tetap). Keluarannya adalah hasil perkalian (Operator AND) dari semua masukan untuk lapisan ini. Keluaran lapisan 2 ANFIS dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 9 (Jang & Mizutani, 1997).

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{Ai}(x) \cdot \mu_{Bi}(y) \text{ untuk } i = 1, 2 \quad (9)$$

Untuk lapisan 3, semua simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif (parameter tetap). Keluaran pada lapisan ini disebut fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi, yaitu rasio keluaran simpul ke-i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya. Keluaran lapisan 3 ANFIS dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 10 (Jang & Mizutani, 1997).

$$O_{3,1} = w_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \text{ untuk } i = 1, 2 \quad (10)$$

Untuk lapisan 4, semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah). Keluaran lapisan 4 ANFIS dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 11 (Azriyenni & Mustafa, 2015).

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (11)$$

Untuk lapisan 5, hanya ada satu simpul tetap pada lapisan ini yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Keluaran lapisan 5 ANFIS dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 12 (Jang & Mizutani, 1997).

$$O_{5,i} = \Sigma_i \bar{w}_i f_i \quad (12)$$

Algoritma pembelajaran hibrid dilakukan dalam dual angka yaitu langkah maju dan langkah mundur. Pada langkah maju, parameter premis tetap, sedangkan parameter konsekuensi diidentifikasi dengan metode *Least Square Estimator* (LSE). Langkah mundur sinyal error antara keluaran yang diinginkan dan keluaran aktual dirambatkan mundur, sedangkan parameter premis diperbarui dengan metode *error backpropagation* (EBP).

Tabel 1. Proses pembelajaran hibrid pada ANFIS

	Tahap Maju	Tahap Mundur
Parameter Premis	Tetap	Gradient descent
Parameter Kesalahan	LSE	Tetap
Sinyal	Keluaran Simpul / node	Sinyal Kesalahan

Root Mean Square Error dan Mean Absolute Error

Baik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) biasanya digunakan dalam studi evaluasi model. RMSE adalah aturan penskalaan kuadrat yang juga mengukur besar kesalahan rata-rata. Yaitu akar kuadrat dari rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai aktual dan prediksi. Sedangkan MAE mengukur besarnya rata-rata kesalahan dalam satu set prediksi, tanpa mempertimbangkan arahnya. Yaitu rata-rata pada sampel uji dari perbedaan mutlak antara nilai aktual dan prediksi dimana semua perbedaan tiap data memiliki bobot yang sama. Rumus persamaan RMSE dan MAE dari jumlah data sebanyak n dapat dilihat dibawah ini (Chai & Draxler, 2014).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (13)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (14)$$

Dimana :

y_i = Nilai target sebenarnya

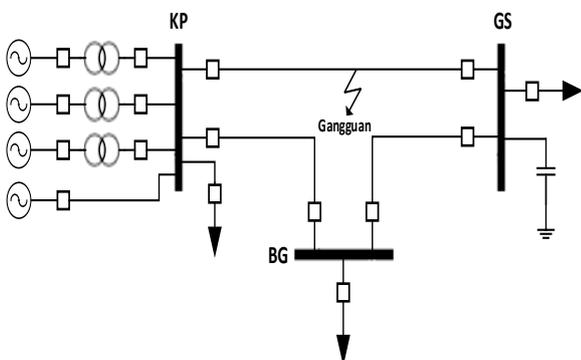
y'_i = Nilai keluaran prediksi

n = Jumlah data

II. METODA PENELITIAN

Pada penulisan artikel ini dilakukan penelitian dengan data sistem transmisi tenaga listrik yang didapatkan dari PT. PLN (Persero) Unit Pengatur Beban Sumatera Bagian Tengah (UPB Sumbagteng), kemudian dilakukan pemodelan dari data sistem transmisi tenaga listrik tersebut menggunakan Matlab/Simulink. Selanjutnya dilakukan simulasi gangguan hubung singkat pada pemodelan tersebut dengan variasi berupa jenis gangguan, lokasi gangguan, dan resistansi gangguan. Kemudian data-data yang diperoleh dari simulasi gangguan hubung singkat berupa sinyal tegangan dan arus gangguan akan diolah menggunakan TWD. Hasil olahan dari TWD digunakan sebagai input pada ANFIS untuk klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan.

Sistem transmisi tenaga listrik yang digunakan sebagai objek penelitian berupa saluran transmisi yang dimulai dari Gardu Induk Koto Panjang, Bangkinang, dan Garuda Sakti di Provinsi Riau. Pada bus Koto Panjang terdapat tiga unit generator sinkron sebagai pembangkit. Bus Koto Panjang juga menerima aliran daya (*load flow*) dari bus Payakumbuh sebesar 136 MW. Masing-masing bus pada sistem ini terdapat beban dengan kapasitas yang berbeda-beda. Pada bus Garuda Sakti terdapat *capacitor bank* dengan kapasitas 50 MVAR untuk mencegah terjadinya *drop* tegangan. Gangguan hubung singkat diletakkan pada saluran transmisi antara Gardu Induk Koto Panjang dan Garuda Sakti yang memiliki panjang saluran sebesar 64 km. Gambar 4 menampilkan *single line diagram* pada sistem transmisi objek penelitian. Terdapat 3 bus dengan KTPJG sebagai bus Koto Panjang, BNKNG sebagai bus Bangkinang dan GSKTI sebagai bus Garuda Sakti.



Gambar 4. *Single line diagram* sistem transmisi tenaga listrik objek penelitian

Sinyal tegangan dan arus yang diperoleh dari hasil simulasi gangguan menggunakan Matlab/Simulink dengan frekuensi *sampling* 50 kHz akan diolah menggunakan fungsi TWD yang merupakan fitur pada Matlab. Kemudian diambil data tegangan dan arus selama satu siklus setelah gangguan terjadi. Urutan dekomposisi wavelet dengan frekuensi *sampling* 50 kHz dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Urutan dekomposisi wavelet dengan frekuensi *sampling* 50 kHz

Level	Approximation	Detail
1	0 – 12.5 kHz	12.5 – 25 kHz
2	0 – 6.25 kHz	6.25 – 12.5 kHz
3	0 – 3.125 kHz	3.125 – 6.25 kHz
4	0 – 1.563 kHz	1.563 – 3.125 kHz
5	0 – 781 Hz	781 – 1.563 kHz
6	0 – 391 Hz	391 – 781 Hz
7	0 – 195 Hz	195 – 391 Hz
8	0 – 98 Hz	98 – 195 Hz
9	0 – 49 Hz	49 – 98 Hz

Penentuan *mother wavelet* yang digunakan dalam proses TWD terhadap sinyal arus adalah *daubechies* orde 4 karena menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih baik dan nilai *error* yang lebih kecil pada estimasi lokasi gangguan dibandingkan *mother wavelet* lainnya (Ray & Mishra, 2016) dan sangat efektif untuk menganalisa terhadap sinyal transien (Saber, Emam, & Amer, 2016).

Data tegangan dan arus selama satu siklus setelah gangguan terjadi hasil keluaran TWD pada detail level 8 (D8) dan detail level 9 (D9) dihitung nilai RMS untuk digunakan sebagai masukan pada ANFIS.

Kemudian dilakukan pemilihan jaringan terhadap hasil ANFIS yang paling baik pada ANFIS klasifikasi dan ANFIS estimasi lokasi gangguan. Selanjutnya dilakukan pengujian kembali terhadap ANFIS yang telah dipilih dengan masukan yang berbeda dari data pelatihan dan pengujian ANFIS seperti terlihat pada Tabel 3.

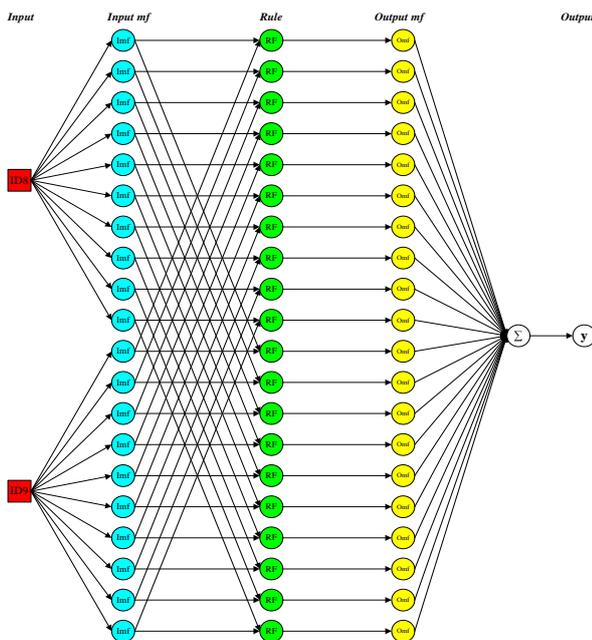
Dihitung akurasi dan *error* yang didapat dari hasil pengujian menggunakan ANFIS klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan yang telah dipilih.

Tabel 3. Parameter simulasi untuk pengujian ANFIS klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan

Identifikasi	Gangguan	L (%)	R (Ω)	D ($^{\circ}$)
Klasifikasi dan Estimasi	FT	1,6, 5,6, 9,6, ..., 93,6, 97.6	50	45
	FF			
	FFT			
	FFF			

Perancangan ANFIS untuk Klasifikasi Gangguan

ANFIS klasifikasi jenis gangguan dibuat dengan menggunakan ANFIS yang mengklasifikasi gangguan pada setiap fasa dan tanah yang bekerja secara paralel. Ketika ada gangguan pada suatu fasa, maka ANFIS tersebut akan memberikan informasi berupa adanya gangguan pada fasa tersebut. Begitu juga jika terjadi gangguan ke tanah, maka ANFIS akan membaca melalui sinyal arus urutan nol dan memberikan informasi adanya gangguan sesuai dengan nilai arus urutan nol yang dilatihkan pada ANFIS. Dengan menggabungkan seluruh informasi yang didapat dari klasifikasi gangguan yang terjadi pada setiap fasa dan tanah menggunakan ANFIS maka kita dapat mengetahui gangguan hubung singkat yang terjadi pada saluran transmisi. Struktur ANFIS untuk klasifikasi gangguan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Struktur ANFIS klasifikasi gangguan

Gambar 5 merupakan struktur jaringan ANFIS untuk klasifikasi gangguan. Bagian kotak berwarna merah adalah input dari ANFIS klasifikasi gangguan, bagian yang berbentuk lingkaran berwarna biru adalah jumlah fungsi keanggotaan dimana terdapat sepuluh fungsi keanggotaan pada tiap-tiap input. Output yang dihasilkan adalah informasi berupa ada atau tidaknya gangguan pada fasa dan tanah.

Pada penelitian ini ANFIS klasifikasi gangguan diberikan masukan berupa variasi nilai RMS sinyal arus koefisien D8 dan D9 dari setiap hasil simulasi. Dimana masukan tersebut divariasikan yaitu :

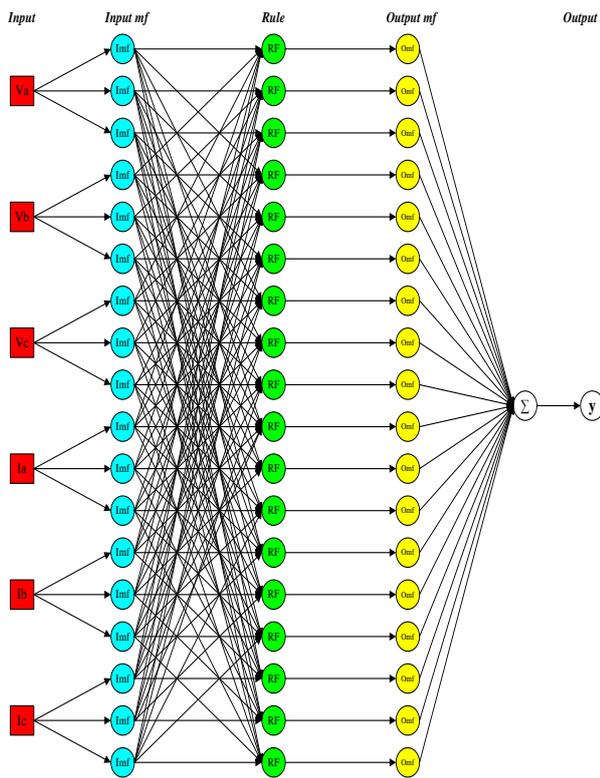
1. 2 RMS koefisien detail sinyal arus fasa A
2. 2 RMS koefisien detail sinyal arus fasa B
3. 2 RMS koefisien detail sinyal arus fasa C
4. 2 RMS koefisien detail sinyal arus urutan nol

Untuk masing-masing ANFIS yang mengklasifikasi gangguan pada fasa A, B, dan C yang digunakan sebagai masukan adalah sampel arus gangguan masing-masing fasa. Untuk klasifikasi gangguan pada tanah yang akan digunakan sebagai masukan adalah sampel arus urutan nol.

Perancangan ANFIS untuk Estimasi Lokasi Gangguan

ANFIS estimasi lokasi gangguan dibuat untuk memperkirakan lokasi gangguan pada masing – masing jenis gangguan dan memberikan hasil keluaran berupa jarak lokasi gangguan. Setiap jenis gangguan memiliki jaringan ANFIS estimasi lokasi gangguan yang berbeda. Adapun gangguan yang disimulasikan berupa gangguan FT (AG, BG, CG), FF (AB, AC, BC), FFT (ABG, ACG, BCG) dan FFF (ABC).

Pada perancangan ANFIS estimasi lokasi gangguan ini, akan dilakukan perancangan dengan memvariasikan masukan pada ANFIS. Sedangkan untuk jenis fungsi keanggotaan yang digunakan pada ANFIS yaitu *generalized bell* dan *gauss* dengan jumlah fungsi keanggotaannya 3, yang bertujuan untuk mendapatkan dan memilih hasil akurasi yang lebih baik untuk pelatihan ANFIS estimasi lokasi gangguan. Proses pelatihan dilakukan sebanyak 100 kali iterasi dengan nilai toleransi *error* pelatihan adalah 0. Struktur ANFIS untuk estimasi gangguan dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Struktur ANFIS estimasi lokasi gangguan

Gambar 6 merupakan struktur jaringan ANFIS untuk estimasi lokasi gangguan. Bagian kotak berwarna merah adalah input dari ANFIS estimasi lokasi gangguan, bagian yang berbentuk lingkaran berwarna biru adalah jumlah fungsi keanggotaan dimana terdapat tiga fungsi keanggotaan pada tiap-tiap input. Output yang dihasilkan adalah informasi berupa jarak lokasi gangguan.

Pada penelitian ini ANFIS estimasi lokasi gangguan diberikan 6 masukan, yang berupa nilai RMS koefisien D9 dari sinyal tegangan dan arus setelah gangguan pada setiap fasa. Masukan dari ANFIS estimasi lokasi gangguan dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$X_{FL} = [VD9_A, VD9_B, VD9_C, ID9_A, ID9_B, ID9_C]$$

Dimana :

X_{FL} = Masukan ANFIS estimasi lokasi gangguan

$VD9_i$ = Nilai RMS koefisien D9 tegangan setelah gangguan

$ID9_i$ = Nilai RMS koefisien D9 arus setelah gangguan

i = Fasa A, B, C

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian pada berbagai jenis ANFIS klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan, selanjutnya dilihat hasil keluaran pada masing – masing ANFIS. ANFIS yang akan digunakan dipilih berdasarkan keluaran dari ANFIS tersebut, yaitu dengan cara melihat nilai RMSE dan MAE yang terkecil pada klasifikasi serta estimasi lokasi gangguan dari masing-masing ANFIS. Hasil pemilihan jaringan ANFIS yang digunakan adalah seperti terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Struktur ANFIS yang digunakan untuk klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan

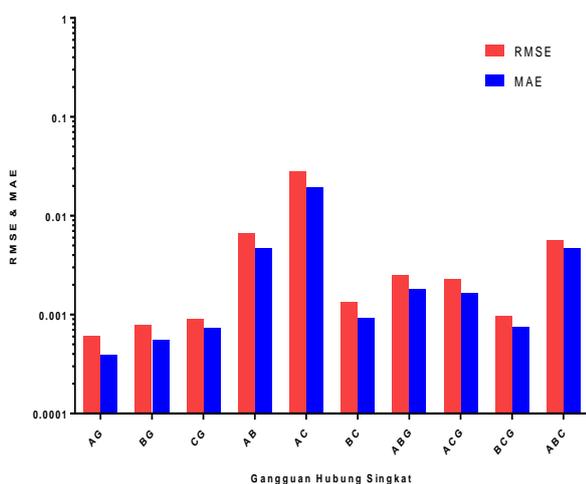
No	Jaringan ANFIS	Kode Jaringan
1	Klasifikasi gangguan pada fasa A	FCA1
2	Klasifikasi gangguan pada fasa B	FCB1
3	Klasifikasi gangguan pada fasa C	FCC2
4	Klasifikasi gangguan pada tanah	FCG1
5	Estimasi lokasi gangguan jenis AG	FLAG1
6	Estimasi lokasi gangguan jenis BG	FLBG1
7	Estimasi lokasi gangguan jenis CG	FLCG1
8	Estimasi lokasi gangguan jenis AB	FLAB1
9	Estimasi lokasi gangguan jenis AC	FLAC2
10	Estimasi lokasi gangguan jenis BC	FLBC1
11	Estimasi lokasi gangguan jenis ABG	FLABG1
12	Estimasi lokasi gangguan jenis ACG	FLACG1
13	Estimasi lokasi gangguan jenis BCG	FLBCG1
14	Estimasi lokasi gangguan jenis ABC	FLABC1

Pada ANFIS klasifikasi gangguan dapat menentukan adanya gangguan pada masing – masing fasa dan tanah secara benar sesuai dengan jenis gangguan yang terjadi, sehingga akurasi ANFIS klasifikasi gangguan adalah 100 % tanpa ada satupun *error*. Sedangkan ANFIS estimasi lokasi gangguan pada setiap jenis gangguan dapat dihitung nilai *error* dari hasil ANFIS seperti terlihat pada tabel 5.

Tabel 5. Struktur ANFIS yang digunakan untuk klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan

Jenis Gangguan	Error (%)		
	Rata - Rata	Maks	Min
AG	0,000605	0,002612	0,000002
BG	0,000865	0,003601	0,000016
CG	0,001145	0,003001	0,000064
AB	0,007382	0,024944	0,000384
AC	0,029827	0,107867	0,000469
BC	0,001452	0,00528	0,000026
ABG	0,002798	0,010721	0,000074
ACG	0,002586	0,007653	0,000084
BCG	0,001158	0,003627	0,000037
ABC	0,00724	0,015574	0,000133

Tabel 5 merupakan hasil perhitungan *error* estimasi lokasi gangguan terhadap berbagai gangguan yang telah disimulasikan. Adapun gangguan yang terjadi berupa AG, BG, CG, AB, AC, BC, ABG, ACG, BCG dan ABC. Pada hasil pengujian dari ANFIS estimasi lokasi gangguan rata-rata *error* pengujian terkecil dihasilkan oleh jaringan ANFIS estimasi lokasi gangguan jenis AG yaitu sebesar 0,000605 %, sedangkan rata-rata *error* terbesar dihasilkan oleh jaringan estimasi lokasi gangguan jenis AC yaitu sebesar 0,029827%.



Gambar 7. Hasil perhitungan RMSE dan MAE pengujian ANFIS estimasi lokasi gangguan

Hasil perhitungan nilai RMSE dan MAE dari pengujian dapat dilihat pada Gambar 7. Garis merah menunjukkan hasil perhitungan RMSE sedangkan garis biru menunjukkan hasil

perhitungan MAE. Dapat dilihat jaringan ANFIS estimasi lokasi gangguan yang memiliki nilai RMSE dan MAE terkecil yaitu pada gangguan AG sebesar 0,00060 dan 0,00039. Sedangkan yang memiliki nilai RMSE dan MAE terbesar terletak pada gangguan AC sebesar 0,2786 dan 0,01909.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan dan analisa ANFIS sebagai klasifikasi gangguan dan estimasi lokasi gangguan pada sistem transmisi tenaga listrik dari bus Koto Panjang, Bangkinang, dan Garuda Sakti dapat diambil beberapa kesimpulan. Pertama, pada ANFIS klasifikasi gangguan yang telah dipilih dapat menentukan adanya gangguan pada masing – masing fasa dan tanah secara benar sesuai dengan jenis gangguan yang terjadi, sehingga akurasi ANFIS klasifikasi gangguan adalah 100%. Kedua, rata-rata error pengujian yang terendah dihasilkan oleh jaringan ANFIS estimasi lokasi gangguan yang telah dipilih yaitu gangguan jenis AG sebesar 0,000605 % dengan RMSE 0,00060 dan MAE 0,00039, sedangkan rata-rata error terbesar dihasilkan oleh jaringan ANFIS estimasi lokasi gangguan jenis AC yaitu sebesar 0,029827 % dengan RMSE 0,02786 dan MAE 0,01909.

DAFTAR PUSTAKA

- Azriyenni, & Mustafa, M. W. (2015). Application of ANFIS for Distance Relay Protection in Transmission Line. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 5(6), 1311-1318.
- Borghetti, A., Bosetti, M., & Paolone, M. (2008). Continuous-Wavelet Transform for Fault Location in Distribution Power Networks: Definition of Mother Wavelet Inferred from Fault Originated Transients. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2), 380-389.
- Chai, T., & Draxler, R. (2014). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE)? Arguments Against Avoiding RMSE in the Literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250.
- Hessine, M. B., & Saber, S. B. (2014). Accurate Fault Classifier and Locator for EHV Transmission Lines Based on Artificial Neural Networks. *Hindawi Publishing Corporation*, 1-19.

- Jamali, S., & Ghaffarzadeh, N. (2011). A new method for arcing fault location using discrete wavelet transform and wavelet networks. *European Transactions on Electrical Power*, 22, 601-615.
- Jang, J.-S. R., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. London: Prentice-Hall.
- Kusumadewi, S., & Hartati, S. (2010). *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Saraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J. M. (2006). *Wavelet Toolbox™ Getting Started Guide*. Natick: The MathWorks, Inc.
- Mosavi, M., & Tabatabaei, A. (2014). Wavelet and neural network-based fault location in power systems using statistical analysis of traveling wave. *Arab J Sci Eng*, 8, 1-8.
- Ray, P., & Mishra, D. P. (2016). Support Vector Machine Based Fault Classification and Location of a Long Transmission Line. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 19(3), 1368-1380.
- Rucka, M., & Wilde, K. (2006). Application of continuous wavelet transform in vibration based damage detection method for beams and plates. *Journal of Sound and Vibration*, 297, 536-550.
- Saber, A., Emam, A., & Amer, R. (2016). Discrete Wavelet Transform and Support Vector Machine Based Parallel Transmission Line Fault Classification. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 43-48.
- Sari, I. M., & Sukma, D. Y. (2016). *Estimasi Jenis dan Lokasi Titik Gangguan pada Saluran Distribusi Bawah Tanah PT. Pertamina RU II Dumai dengan Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Jom FTEKNIK.