

DIAGNOSIS GANGGUAN PERMULAAN TRANSFORMATOR DENGAN JARINGAN SYARAF LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Noor Akhmad Setiawan¹, Sarjiya²

ABSTRACT

The objective of this research is to find the optimum learning vector quantization (LVQ) neural network for power transformer incipient faults diagnosis based on dissolved gas in oil analysis (DGA).

The research has been conducted by designing LVQ neural network topologies based on DGA. The topologies were compared each other in accuracy by varying input preprocesses. The optimum result was compared with conventional DGA methods to know the accuracy. Variables investigated are topologies, learning velocity, accuracy on training and testing data, and accuracy compared with conventional DGA methods.

The research results show that LVQ neural network with topology of six nodes in competitive layer and fuzzy input preprocess has the best performance for the training and testing data compared with other topologies investigated in this research. LVQ neural network also has better performance compared with conventional DGA methods for the data investigated in this research. Thus LVQ neural network can be an alternative method in power transformer incipient faults diagnosis.

PENGANTAR

Transformator daya adalah peralatan pokok pada sistem tenaga listrik. Reliabilitasnya tidak hanya mempengaruhi kelangsungan suplai energi listrik, akan tetapi juga mempengaruhi operasi ekonomis sistem tenaga listrik. Jumlah transformator yang banyak dengan perbedaan jenis dan kapasitas mempersulit perawatan dan pemeriksaan rutin karena perbedaan transformator berakibat perbedaan karakteristik dan masalah yang timbul (How dkk, 1999). Transformator daya pada saat dioperasikan mendapatkan tekanan mekanik akibat gaya yang diinduksikan dan tekanan elektrik akibat tegangan tinggi yang harus ditahan oleh isolator agar tidak tembus. Tekanan-tekanan itu dapat menimbulkan gangguan yang disebut gangguan permulaan (*incipient fault*). Gangguan permulaan ini belum mengakibatkan bekerjanya pengaman pada transformator sehingga transformator tetap beroperasi, akan tetapi apabila dibiarkan akan terjadi penurunan integritas sistem isolasinya. Apabila penurunan integritas isolasi tidak diketahui secara terus menerus dapat mengakibatkan gagalnya isolasi yang akhirnya terjadi kerusakan pada transformator. Wang (2000) menyatakan bahwa gangguan permulaan berkaitan erat dengan perkiraan kondisi isolasi transformator. Gangguan permulaan dibagi menjadi empat kategori pokok yaitu busur api, korona, panas lebih minyak, dan panas lebih selulosa. Pada penelitian ini gangguan hanya dibagi menjadi peluahan (mencakup busur api dan korona) dan panas lebih minyak karena

keterbatasan data. Permasalahannya adalah biaya yang cukup besar diperlukan untuk mendatangkan seorang ahli dalam perawatan dan pemeriksaan transformator secara rutin, di samping kerusakan transformator yang juga akan mengakibatkan kerugian yang besar, di mana pada saat ini masalah penghematan energi di antaranya dengan penghematan biaya operasi dan perawatan sedang menjadi perhatian para peneliti. Apabila dapat dibuat perangkat lunak dengan kemampuan sama atau mendekati seorang pakar diagnosis transformator dengan ketelitian dan kecepatan tinggi khususnya gangguan permulaan sebagai antisipasi gangguan selanjutnya maka penghematan biaya dapat dilakukan.

Beberapa penelitian sebelumnya yang membahas tentang diagnosis gangguan permulaan transformator menggunakan kecerdasan buatan di antaranya Wang (2000) mengumpulkan keahlian pakar dan merepresentasikannya dalam bahasa mesin kemudian menggunakan kecerdasan buatan untuk mengekstraksi keahlian tersebut langsung dari data kasar. Penelitian ini menyatakan bahwa jaringan syaraf tiruan (JST) *multi layer perceptron* (MLP) *modular* adalah pilihan terbaik untuk diagnosis gangguan permulaan transformator daya berbasis JST. Tomsovic dan Amar (1997) menawarkan beberapa metode dalam ekstraksi dari data tes yaitu menggunakan pendekatan himpunan fuzi dan JST MLP serta hibridisasi logika fuzi dan JST MLP. Penelitian ini belum mendapatkan hasil maksimal untuk sistem berbasis JST karena data yang kurang memadai. How dkk (1999) membuat

¹⁾ Noor Akhmad Setiawan, ST., MT. staf pengajar Program Diploma Teknik Elektro FT UGM

²⁾ Sarjiya, ST., MT., staf pengajar Jurusan Teknik Elektro FT UGM

perangkat lunak ADAPT untuk interpretasi DGA dari transformator daya dengan logika fuzzy. Tomsovic dan Baer (1998) menekankan pada aplikasi logika fuzzy untuk diagnosis dan monitoring peralatan listrik diantaranya transformator berbasis DGA. Dalam penelitian ini juga ditawarkan metode lain seperti JST MLP. Zhou dkk (2001) membangun perangkat lunak NEUCOMS untuk monitoring kondisi transformator daya berbasis DGA menggunakan JST MLP dikombinasi dengan logika fuzzy untuk proses awal masukan. Lai (1998) menggunakan JST MLP untuk diagnosis gangguan permulaan transformator. Lai juga mengajukan logika fuzzy berbasis DGA dengan metode *key gases* dan metode perbandingan gas. Penelitian ini menggunakan JST *learning vector quantization* (LVQ) dengan masukan difuzifikasi dengan fungsi keanggotaan hasil penelitian Zhou dkk (2001). JST LVQ berbeda dengan JST MLP karena tidak menggunakan minimisasi error pada pembelajaran berdasar metode *gradient descent* sebagaimana umumnya pembelajaran JST MLP, tetapi menggunakan kompetisi untuk pembelajaran sehingga tidak akan terjebak pada *loca minima*.

Dissolved Gas in Oil Analysis

Tekanan elektrik akibat tegangan tinggi yang harus ditahan oleh isolasi dan panas pada bahan isolasi dalam transformator akan membebaskan gas-gas di dalamnya. Distribusi dari gas-gas ini berhubungan dengan gangguan elektrik, sedangkan laju pembentukan gas berhubungan dengan tingkat bahaya dari gangguan tersebut. Jenis gas-gas yang dihasilkan dapat memberikan informasi untuk program perawatan preventif (DiGiorgio, 2001). Pada umumnya gas yang terbentuk adalah hidrogen (H_2), karbon monoksida (CO), karbon dioksida (CO_2), metana (CH_4), asetilen (C_2H_2), etana (C_2H_6) dan etilen (C_2H_4) (Lai, 1998), sedangkan gas yang timbul tetapi tidak menunjukkan gangguan adalah oksigen (O_2) dan nitrogen (N_2) (DiGiorgio, 2001). Rele Buchholz dapat mendeteksi gangguan berdasar gelembung udara yang muncul tetapi tidak dapat mendeteksi gas yang terlarut.

Intensitas energi yang didisipasikan akibat gangguan yang bervariasi akan menghasilkan pola-pola yang berbeda dari gas-gas yang dihasilkan. Keseluruhan atau sebagian gas-gas tersebut terlarut dalam minyak. Sifat gangguan dapat diketahui dari tipe gas dan jumlahnya dari gas-gas yang ada dalam contoh minyak. *Dissolved gas analysis* (DGA) atau analisis gas terlarut merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam diagnosis gangguan permulaan transformator. Metode DGA dibuat

berdasar penemuan Halstead tentang termodinamika (Lai, 1998).

Ada dua macam metode DGA konvensional yaitu metode gas kunci (*key gas method*) dan metode perbandingan gas (*gas ratio method*), sedangkan metode yang terbaru adalah metode kecerdasan buatan.

Jaringan syaraf LVQ

Jaringan syaraf LVQ adalah jaringan syaraf *self organizing feature map* dengan pembelajaran terbimbing. Gambar 1 adalah topologi LVQ. LVQ mempunyai 3 layer : layer masukan, layer kompetitif, dan layer output. Neuron-neuron pada layer kompetitif dibagi menjadi n kelompok. Tiap kelompok mempunyai jumlah neuron yang sama kaitannya dengan neuron layer output. Informasi klasifikasi disimpan pada matrik bobot W_{x-c} antara neuron layer input dengan layer kompetitif.

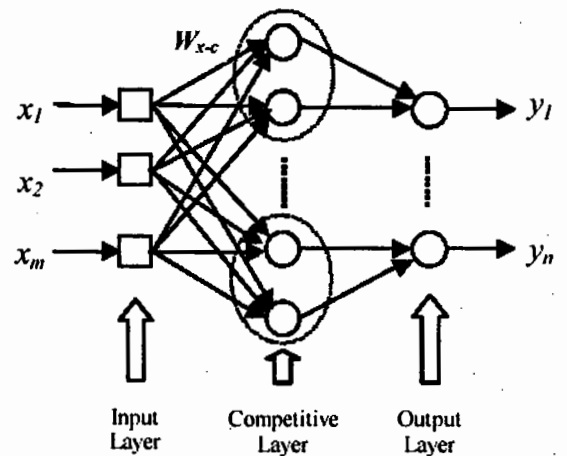
Selama proses pembelajaran, jarak *Euclidean* antara vektor input x_k dan bobot tiap neuron pada layer kompetitif dihitung, neuron dengan jarak minimum dilabeli dengan neuron pemenang dan output yang berkaitan diaktivasi. Diasumsikan neuron j adalah pemenang maka w_j adalah vektor berat yang berhubungan. Apabila output benar, w_j bergerak menuju vektor input

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \alpha[x_k - w_j(n)] \quad (1)$$

yang lain bergerak menjauh dari vektor input.

$$w_j(n+1) = w_j(n) - \alpha[x_k - w_j(n)] \quad (2)$$

dengan $\alpha_n \in (0,1)$ berkurang dengan langkah pembelajaran n .



Gambar 1. Topologi jaringan LVQ

Proses klasifikasi sama dengan proses pembelajaran hanya tanpa perubahan bobot.

Dalam penelitian ini input x_1 sampai x_6 adalah gas-gas H_2 , CH_4 , C_2H_2 , C_2H_4 , C_2H_6 , dan *total dissolved combustible gas* (TDCG), dengan keluaran y_1 sampai y_4 digit 0 dan 1. $y_1 = 1$ menunjukkan ada gangguan panas, $y_1 = 0$ menunjukkan tidak ada gangguan panas, $y_2 = 1$ menunjukkan ada gangguan peluahan, $y_2 = 0$ menunjukkan tidak ada gangguan peluahan, $y_3 = 1$ menunjukkan ada gangguan yang belum dikenal (bukan panas dan bukan peluahan), $y_3 = 0$ menunjukkan tidak ada gangguan yang belum dikenal, $y_4 = 1$ menunjukkan keadaan normal, $y_4 = 0$ menunjukkan tidak normal. Sebagai contoh bila $[y_1 y_2 y_3 y_4] = [1 0 0 0]$ berarti ada gangguan panas saja.

CARA PENELITIAN

Bahan dan Alat Penelitian

Bahan penelitian adalah data kasar gangguan transformator dengan lima macam gas yaitu H_2 , CH_4 , C_2H_2 , C_2H_4 , C_2H_6 , dan TDCG dengan tiga macam gangguan yang diambil dari publikasi Tomsovic (1997). Peralatan yang dipakai adalah IBM-PC kompatibel dan perangkat lunak MATLAB versi 6 release 12

Prosedur Penelitian

1. Perancangan model jaringan syaraf LVQ dengan variasi topologi
2. Merepresentasikan data pada model sebagai data pembelajaran dan pengujian pada masing-masing topologi dengan variasi proses awal data
3. Analisis hasil dengan variasi topologi dan proses awal data untuk mendapatkan hasil paling optimum
4. Analisis hasil keseluruhan dengan variabel yang diamati akurasi terhadap data pembelajaran dan pengujian serta waktu pembelajaran dengan variasi jumlah neuron kompetitif dan masing-masing sepuluh kali pembelajaran 500 epoch.
5. Pengujian dengan membandingkan dengan metode DGA konvensional

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Topologi LVQ yang digunakan adalah enam masukan dengan empat keluaran, layer kompetitif dan pemroses awal data masukan divariasi. Percobaan dilakukan 10 kali pembelajaran. Hasil penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Kemampuan LVQ dengan variasi pengolah awal dan jumlah layer kompetitif dengan pembelajaran 500 epoch

| Pemroses awal data masukan | Jumlah layer kompetitif | Akurasi maksimum (%) | | Rerata akurasi (%) | | Rerata waktu pembelajaran (s) |
|----------------------------|-------------------------|----------------------|----------|--------------------|----------|-------------------------------|
| | | Data belajar | Data uji | Data belajar | Data uji | |
| Dibagi rerata | 6 | 62 | 65 | 62 | 65 | 38,25 |
| | 8 | 67 | 60 | 67 | 60 | 37,04 |
| | 10 | 71 | 75 | 67 | 66 | 37,88 |
| Fuzifikasi | 6 | 86 | 85 | 86 | 84,5 | 37,01 |
| | 8 | 86 | 85 | 85 | 82,5 | 37,81 |
| | 10 | 86 | 85 | 84 | 80,5 | 38,55 |

Tabel 1 menunjukkan bahwa LVQ dengan topologi 6 layer kompetitif dan pemroses awal data masukan fuzi mempunyai performa yang terbaik dibandingkan model lain yang diteliti pada penelitian ini apabila dilihat dari akurasi maksimum, rerata akurasi dan rerata waktu pembelajaran. Fuzifikasi memberikan masukan dalam rentang 0 dan 1 sehingga data masukan tidak tersebar dan tidak lebar rentangnya dibandingkan dengan pemroses awal dibagi rerata. Layer kompetitif LVQ lebih mudah dalam membagi kelas-kelas sesuai fitur yang dimiliki data-data masukan. Jumlah layer kompetitif tidak berpengaruh dalam akurasi maksimum tetapi berpengaruh pada rerata akurasi. Hasil terbaik didapat pada 6 layer kompetitif. Penambahan layer tidak menambah rerata akurasi justru memperlambat proses pembelajaran walaupun tidak signifikan. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa penambahan epoch memperbaiki akurasi. Semua topologi mencapai hasil terbaik pada 500 epoch dibanding 100 dan 300 epoch. LVQ dengan 6 layer kompetitif dan pemroses awal fuzi (fuzi-LVQ6) dipilih sebagai yang terbaik dalam penelitian ini.

Apabila dibandingkan dengan metode konvensional seperti *flag point*, gas kunci, IEC, dan metode Roger, sebagaimana Tabel 2, metode fuzi-LVQ6 menunjukkan tingkat kebenaran yang jauh lebih baik untuk data yang dipakai dalam penelitian ini, hal ini karena metode konvensional tidak mempunyai kemampuan belajar dari data transformator yang terkena gangguan permulaan, sehingga tidak mampu mendeteksi gangguan permulaan pada transformator yang berbeda-beda karakteristiknya. Keunggulan metode fuzi-LVQ6 ini sangat menonjol pada kemampuan belajarnya sehingga karakteristik yang berbeda dari transformator mampu ditangani dengan metode ini.

Tabel 2. Persentase kebenaran hasil diagnosis gangguan permulaan trafo dengan berbagai metode DGA konvensional

| Metode | Flagpoint | Keygas | Roger's | IEC |
|---------------|-----------|--------|---------|-----|
| Kebenaran (%) | 25 | 45 | 35 | 50 |

Perbandingan dengan penelitian lain adalah perangkat lunak hasil penelitian Wong (2000) dengan metode sistem pakar serta fuzifikasi metode Roger. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode fuji-LVQ6 masih jauh lebih baik sebagaimana terlihat pada Tabel 3 di mana hasil diagnosis dengan sistem pakar dan fuzifikasi metode Roger memberikan hasil kebenaran yang rendah dibanding metode fuji-LVQ6 untuk data transformator yang diteliti dalam penelitian ini.

Tabel 3. Persentase kebenaran hasil diagnosis gangguan permulaan trafo dengan metode sistem pakar dan fuzifikasi metode Roger Kinn Onn Wong

| Metode | Sistem pakar | Fuzifikasi Roger |
|---------------|--------------|------------------|
| Kebenaran (%) | 25 | 40 |

Rendahnya tingkat kebenaran pada sistem pakar dan fuzifikasi Roger karena kedua sistem ini tidak mempunyai kemampuan belajar sendiri dari data transformator untuk menyesuaikan dengan karakteristiknya.

Metode fuji-LVQ6 dibandingkan dengan metode statistik parametrik, untuk penelitian ini dipilih Multivariate Gaussian Classifier (MVG) baik dengan menghitung priori probability maupun dengan memperkirakannya sebesar 0,5. MVG dicoba untuk data kasar dan terproses, hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Persentase kebenaran hasil diagnosis gangguan permulaan trafo dengan metode MVG (priori probability dihitung) untuk berbagai pemroses awal data

| Pemroses awal data | Tak terproses | Dibagi rerata | Penskalaan -1 sd 1 | Normalisasi SD dan rerata | Fuzi |
|--------------------|---------------|---------------|--------------------|---------------------------|------|
| Kebenaran (%) | 45 | 45 | 45 | 45 | 80 |

Tabel 5. Persentase kebenaran hasil diagnosis gangguan permulaan trafo dengan metode MVG (priori probability 0,5) untuk berbagai pemroses awal data

| Pemroses awal data | Tak terproses | Dibagi rerata | Penskalaan -1 sd 1 | Normalisasi SD dan rerata | Fuzi |
|--------------------|---------------|---------------|--------------------|---------------------------|------|
| Kebenaran (%) | 45 | 45 | 45 | 45 | 85 |

Metode MVG terutama yang menggunakan priori probability perkiraan sebesar 0,5 dengan pemroses awal fuji mempunyai tingkat kebenaran sama dengan sistem fuji-LVQ6 yaitu sebesar 85%. Sistem JST menunjukkan kemampuan yang jauh lebih baik dibanding MVG untuk pemroses selain fuji yang diteliti dalam penelitian ini di mana MVG hanya mempunyai tingkat kebenaran 45%.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh dari pembelajaran dan pengujian sistem LVQ untuk diagnosis gangguan permulaan transformator daya dapat disimpulkan bahwa :

1. JST LVQ 6 layer kompetitif dikombinasi dengan pengolah awal data masukan fuji (fuji-LVQ6) dapat digunakan sebagai alternatif diagnosis gangguan permulaan transformator sebagai pengganti pakar diagnosis dengan akurasi dan kemampuan pembelajaran yang cukup baik (85%) dibanding sistem LVQ lain yang diteliti dalam penelitian ini dengan sedikitnya data pembelajaran.
2. Sistem fuji-LVQ6 secara umum mempunyai kemampuan yang lebih baik dalam mendiagnosis gangguan permulaan transformator daya untuk data dalam penelitian ini dibandingkan metode konvensional gas kunci dan perbandingan gas serta metode sistem pakar dan fuzifikasi metode Roger yang dikembangkan Wong maupun metode MVG.

DAFTAR PUSTAKA

- DiGiorgio, J.B., 2000-2001, "Dissolved Gas Analysis of Mineral Oil Insulating Fluids", NTT-Technical Bulletin
- How, W.Y., Khalid M., Zain, S.A.F.S, 1999,"Transformer Fault Diagnosis Using Fuzzy Logic Interpretations", CAIRO Universiti Teknologi Malaysia, Kuala Lumpur.

- Lai, L.L., 1998, "Intelligent System Applications in Power Engineering", John Wiley & Sons Ltd., West Sussex, pp. 195-205.
- Tomsovic, K., Amar, A., 1997, "On Refining Equipment Condition Monitoring using Fuzzy Sets and Artificial Neural Nets", School of Electrical Engineering and Computer Science Washington State University, Pullman, WA.
- Tomsovic, K., Baer, B., 1998, "Fuzzy Information Approach to Equipment Condition Monitoring and Diagnosis", School of Electrical Engineering and Computer Science Washington State University, Pullman, WA.
- Wang, Z., 2000, "Artificial Intelligence Applications in the Diagnosis of Power Transformer Incipient Faults", Dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University.
- Wong, K.O., 2000, "Expert System for Transformer Fault Diagnosis", Bachelor of Engineering Honours Thesis, University of Queensland.
- Zhou, Z.H., Chen, Z.Q., Chen, S.F., 2001, "Condition Monitoring of Power Transformer with Neural Networks", Proceedings of International Conference on Info-tech & Info-net, Beijing, vol 3, pp. 468-472.