ANALISIS MINYAK TRANSFORMATOR DAYA BERDASARKAN DISSOLVED GAS ANALYSIS (DGA) MENGGUNAKAN DATA MINING DENGAN ALGORITMA J48

Agus Pramono[1], Muhamad Haddin[2], Dedi Nugroho[3]
[1),2)]Magister Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung
Jl. Raya Kaligawe Km. 4 Semarang 50012
[3)]Jurusan Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer
Jl. Let. Jend.Pol Soemarto Telp/ Fax (0281) 623321 Purwokerto 53123
Email: agus@amikompurwokerto.ac.id[1)], haddin@unissula.ac.id[2)], dedi.nugroho@unissula.ac.id[3)]

ABSTRAK

Diagnosis gangguan transformator daya sangat penting untuk menjaga kontinuitas penyaluran tenaga listrik, gangguan pada transformator daya mengakibatan gagalnya sistem isolasi minyak yang dapat diketahui dari kandungan gas yang terlarut, analisis gas yang terlarut dikenal dengan dissolved gas analysis (DGA). Gangguan pada transformator terhadap konsentrasi gas yang terlarut terjadi dengan pola yang acak sehingga tidak linier dan sulit dipetakan secara matematis. Solusi diperlukan adalah membangun sebuah pola pendekatan model non- matematis yang dapat memetakan hubungan antara input yang berupa data hasil pengukuran DGA dengan output berupa jenis gangguan yang dihasilkan. Untuk itu diperlukan metode lainya untuk melihat pola prediksi dari setiap atribut- atribut yang terdapat pada data pengukuran minyak transformator. Data mining dan J48 mampu menjadi solusi untuk masalah ini karena data mining merupakan kegiatan meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar. Akurasi pola prediksi yang didapat mampu mencapai 92.12 % dengan waktu yang sangat singkat 0,01 seconds. Akurasi tersebut dihasilkan dari uji coba dengan mengunakan data pengukuran minyak transformator yang telah dilakukan oleh berbagai macam perusahan mulai dari tahun 1972 sampai dengan 1992 sebagai data testing.

Kata Kunci: Dissolved Gas Analysis (DGA), Decesion tree Classifikasi Algoritma J.48

PENDAHULUAN

Salah satu komponen transformator yang sangat membutuhkan perhatian dan perawatan secara teratur adalah material isolasinya, terutama isolasi cair (minyak). Seiring dengan usia pengoperasian transformator secara perlahan-lahan minyak transformator akan mengalami kemunduran kualitas (deterioration). Hal ini terjadi karena adanya tegangan lebih (electrical stress),

pemanasan (thermal stress), kerusakan mekanis (mechanical stress), dan gangguan-gangguan dari lingkungan sekitar [1]. Akibatnya pada isolasi minyak akan terjadi kontaminan yang dapat berupa partikel gas ataupun berupa cairan, keberadaan kontaminan ini sangat merugikan, karena dapat menurunkan kualitas minyak transformator tersebut.

Salah satu metode indentifikasi kandungan gas adalah Dissolved Gas Analysis (DGA) merupakan metode konvensional yang populer untuk mengidentifikasi kandungan gas yang terlarut dalam minyak isolasi [2–3]. Salah satu tes yang dilakukan untuk DGA adalah dengan tes kromatografi, dengan adanya tes kromatografi ini akan diperoleh jumlah kandungan gas yang terlarut dalam minyak transformator. Hasil tes kromatografi DGA di dapatkan berbagai macam gas yang terkandung pada minyak transformator seperti oksigen (O2), karbondioksida (CO2), karbonmonoksida (CO), hidrogen (H2), etana (C2H6), metana (CH4), etilen (C2H4), dan asetilen (C2H2). Gas yang dihasilkan diukur dalam satuan ppm (part per million). Sedangkan pengujian DGA pada setiap minyak isolasi transformator hanya untuk mengetahui keadaan minyak isolasi pada setiap transformator, analisis hasil DGA yang dilakukan dalam pengujian hanya mempertimbangkan hasil *Total Dissolved Combustible Gas* (TDCG) Tanpa mempertimbangkan jenis dan konsentrasi gas-gas lain yang terkandung dalam minyak isolasi transformator seperti gas hidrogen, metana, etana, etilena, asetilena, karbon dioksida dan karbon monoksida.

Metode yang pernah dilakukan untuk diagnosis gangguan transformator daya Dissolved Gas Analysis (DGA) yaitu dengan menggunakan metode Rough Set Theory. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode seleksi aturan aturan dari sejumlah aturan yang dihasilkan dengan metode induksi aturan menggunakan *rough set theory* (RST). Metode RST digunakan untuk mencari perkiraan aturan yang singkat dari tabel keputusan yang berisi *dataset* gangguan transformator daya. Aturan-aturan digunakan untuk memudahkan klasifikasi diagnosis gangguan transformator daya berbasis DGA.

Tahapan awal dilakukan dengan mengubah *classifier* dari *multi-class* menjadi *binary-class*. Selanjutnya seleksi aturan berdasarkan batasan nilai *support* dan *coverage* tertentu dilakukan. Aturan yang terseleksi kemudian diekstrak menggunakan RST dengan konsep reduksi atribut, dimana aturan terseleksi disusun membentuk *decision table* baru. Kemudian dengan konsep *meta rule* digunakan untuk menjelaskan sejumlah aturan-aturan yang didapat untuk pengambilan keputusan dalam diagnosis gangguan transformator.

ISSN : 1979 – 925X e-ISSN : 2442 - 4528

Hasil yang didapatkan menunjukkan tingkat akurasi yang meningkat dari penelitian sebelumnya. Dengan aturan yang berjumlah 3960 dapat direduksi menjadi 28, kemudian nantinya dapat mengklasifikasikan gangguan dengan cepat. Pengambilan keputusan digunakan *meta rule* untuk menjelaskan bagaimana aturan- aturan tersebut bekerja.

DASAR TEORI

Weka merupakan aplikasi *java* yang menyediakan untuk data mining. Algoritma J48 adalah salah satu kelas di paket classifiers pada sistem Weka yang mengimplementasikan C4.5. Paket classifiers berisi implementasi dari hampir semua algoritma untuk klasifikasi dan prediksi. Kelas yang paling penting di paket ini adalah Classifier, yang mendeklarasikan struktur umum dari skema klasifikasi dan prediksi. Istilah data mining dan *knowledge discovery in databases* (KDD) sering kali digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar. Sebenarnya kedua istilah tersebut memiliki konsep yang berbeda, tetapi berkaitan satu sama lain. Dan salah satu tahapan dalam keseluruhan proses KDD. Proses KDD secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Data Selection
2. Pre-processing / Cleaning
3. Transformation
4. Data mining
5. Interpretation/ Evaluation

ALGORITMA J48

Algoritma J48 adalah salah satu kelas dipaket klasifikasi pada aplikasi data mining weka yang mengimplementasikan algoritma C4.5. Dalam membangun model berupa pohon keputusan, algoritma C4.5 menggunakan pendekatan teori informasi yang di dapat. Algoritm C4.5 mempunyai kelebihan karena dapat menghasilkan model berupa pohon. Model yang dihasilkan dengan Algoritma C4.5 (algoritma J48 dalam WEKA) yang dihasilkan dalam proses latihan dari data pelatihan berupa sebuah pohon keputusan. Pada algoritma C4.5, pemilihan atribut yang akan diproses menggunakan informasi *gain*. Jika dalam memilih atribut untuk memecah obyek dalam beberapa kelas harus kita pilih atribut yang menghasilkan informasi

gain paling besar.

Test options ini digunakan untuk mengetes hasil dari klasifikasi yang telah dilakukan. Berikut penjelasan mengenai masing-masing option.

1. Use training set
2. Supplied test set
3. Cross-validation
4. Percentage split

METODE PENELETIAN

Metode penelitian dari ini adalah mencari estimasi nilai missing pada dataset dengan menggunakan data mining dengan algoritme J48, metode ini dikembangkan untuk membantu meningkatkan performa klasifikasi pada kasus gangguan transformator daya. Untuk itu diperlukan sebuah pola pendekatan model non- matematis yang dapat memetakan hubungan antara input yang berupa data hasil pengukuran DGA dengan output berupa jenis gangguan yang dihasilkan

Dengan menggunaklan *cross-validation* dimana data training dibagi menjadi k buah subset (sub himpunan) dimana nilai k adalah nilai dari fold maka selanjutnya, untuk tiap dari subset, akan dijadikan data tes dari hasil klasifikasi yang dihasilkan dari k-1 subset lainnya. Jadi akan ada 10 kali tes. Setiap data akan menjadi data tes sebanyak 1 kali, dan menjadi data training sebanyak k-1 kali. Kemudian, error dari k tes tersebut akan dihitung rata-ratanya. Dalam kasus 10 kali lipat dan n-fold cross-validasi tingkat kesalahan lebih rendah dari rata-rata yang menunjukkan bahwa metode ini memberikan perkiraan kesalahan lebih baik dibandingkan dengan metode ketidaksepakatan.

Prosesing data

Langkah pertama pada proses pengelompokan data adalah membuat tabel keputusan berupa data-data kandungan gas terlarut dari transformator yang merupakan hasil pengamatan (inspeksi) dari pakar yang telah dituangkan berupa dataset, yaitu dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini.

Tabel 1. Data kandungan gas terlarut dalam ppm

NO	Nama Gas	Simbol	Keterangan
1.	Hidrogen	H2	Gas mudah terbakar
2.	Methana	CH4	Gas mudah terbakar
3.	Acetylene	C2H2	Gas mudah terbakar
4.	Ethylene	C2H4	Gas mudah terbakar
5.	Ethane	C2H6	Gas mudah terbakar
6.	Carbon Monoksida	CO	Gas mudah terbakar
7.	Carbon Dioksida	CO2	Gas tidak mudah terbakar

Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang diambil dari jurnal publikasi IEC M. Duval yaitu IEC60599 [4] yang merupakan revisi dari jurnal IEC599. Perbedaan dari data pada penelitian ini dengan data-data penelitian sebelumnya adalah penambahan sejumlah data transformator yang terjadi gangguan dan dalam keadaan normal yaitu IEC TC10. Data dilengkapi dengan tahun pengambilan, lama transformator beroperasi, dan jenis peralatan yang dipakai tiap transformator.

Tabel 2. Data pengukuran

No	Perusahaan	Data Diagnosis Gas Analisis							Ref
		H2	CH4	C2H2	C2H4	C2H6	CO	CO2	
1	Low	32930	2397	-	-	157	313	560	2
2	Corona	37800	1740	8	8	249	56	197	4
3	X-wax	92600	10200	-	-	-	6400	103151	4
4	Partial	8266	1061	-	-	22	107	498	10
5	Partial	9340	995	7	6	60	60	620	15
6	X-wax	36036	4704	10	5	554	6	347	19
7	X-wax	33046	619	-	2	58	51	1	19
8	X-wax	40280	1069	1	1	1060	1	-	19
9	Heavy	26788	18342	-	27	2111	704	-	19
10	Loosening of pot	78	20	28	13	11	-	784	2
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
162	Labelec	6	11	1	3	7	250	800	9
163	Milan	150	120	1	40	130	1100	4000	9
164	ABB	20	30	2	4	25	330	900	9
165	ABB	300	30	2	4	25	330	900	9

ISSN : 1979 – 925X e-ISSN : 2442 - 4528

Tabel keputusan dataset kandungan gas terlarut pada Tabel 2 kemudian dibuat perbandingan 15 gas seperti pada Tabel 3

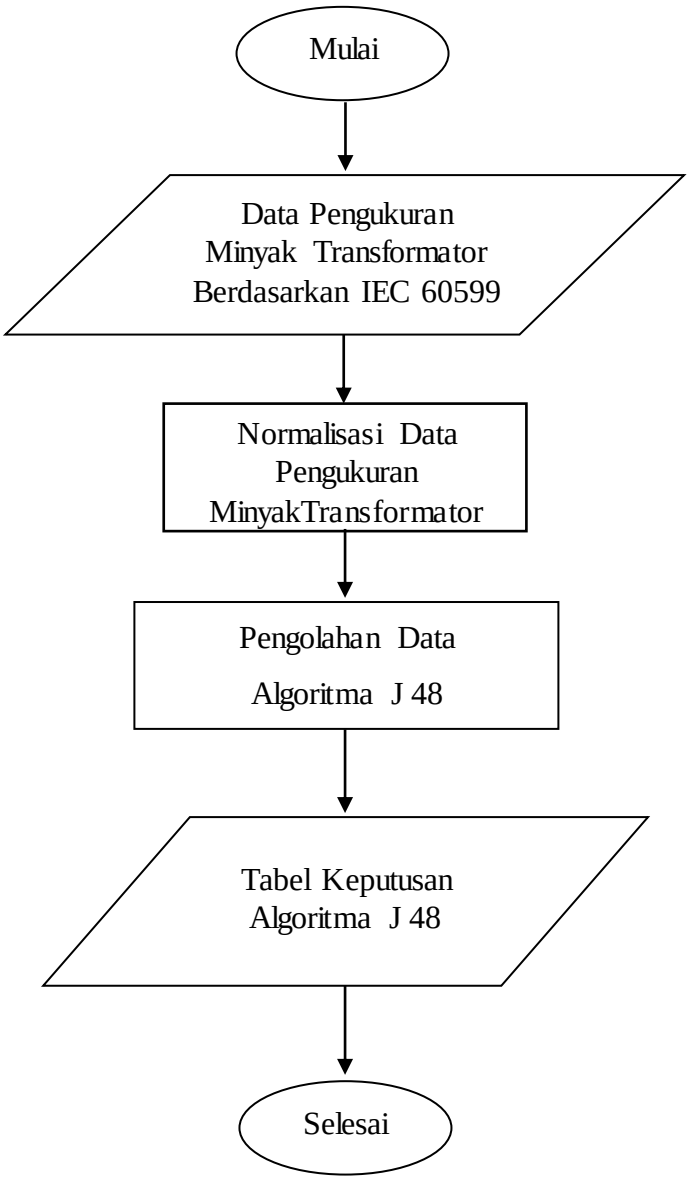
Tabel 3. Perbandingan kandungan gas terlarut

No	Nama atribut	Perbandingan gas terlarut
1	A1	C_2H_2/C_2H_4
2	A2	CH4/H2
3	A3	C2H4/C2H6
4	A4	C2H6/CH4
5	A5	CH4/C2H4
6	A6	C2H2/CH4
7	A7	C2H2/C2H6
8	A8	C2H6/H2
9	A9	C2H4/H2
10	A10	C2H2/H2
11	A11	CH4/Total Hydrocarbon
12	A12	C2H4/Total Hydrocarbon
13	A13	C2H6/Total Hydrocarbon
14	A14	C2H2/Total Hydrocarbon
15	A15	H2/Total Hydrocarbon +H2)

Data perbandingan gas masih memiliki rentang nilai (*varians*) yang terlalu besar, oleh karena itu data dinormalisasi menggunakan metode normalisasi max – min. Perbandingan antara nilai max dan nilai minimum yang telah dihitung sesuai dengan persamaan 2.1 sehingga nilai tersebut merupakan hasil nilai sesungguhnya dari 15 perbandingan gas yang di inginkan.

$$\overline{X} = \frac{(Xi - X\min)}{(X\max - X\,min)} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad \textit{Pers 2.1}$$

Diagram Alur Penelitian



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan langkah-langkah yang dijelaskan diatas maka teknik imputasi *missing values* dengan mengkombinasikan algoritma J48 dimana penggunaan jenis algoritma tersebut di harapakan semakin mendekati nilai yang sebenarnya karena hanya menggunakan fitur yang dianggap paling memberikan kontribusi optimal.

Proses data

Langkah pertama pada *preprocessing data* adalah membuat tabel keputusan berupa data-data kandungan gas terlarut dari transformator yang merupakan hasil pengamatan (inspeksi) dari pakar yang telah dituangkan berupa dataset, dimana jenis minyak isolasi dalam keadaan gangguan dan normal dibawah ini adalah tabel data kandungan gas yang terlarut dalam satuan ppm..

Tabel 4. Data pengukuran kandungan gas terlarut dalam ppm

No	Perusahaan	Data Diagnosis Gas Analisis							Diag
		H2	CH4	C2H2	C2H4	C2H6	CO	CO2	
1	Low	32930	2397	-	-	157	313	560	Gangguan
2	Corona	37800	1740	8	8	249	56	197	Gangguan
3	X-wax	92600	10200	-	-	-	6400	103151	Gangguan
4	Partial	8266	1061	-	-	22	107	498	Gangguan
5	Partial	9340	995	7	6	60	60	620	Gangguan
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
162	Labelec	6	11	1	3	7	250	800	Normal
163	Milan	150	120	1	40	130	1100	4000	Normal
164	ABB	20	30	2	4	25	330	900	Normal
165	ABB	300	30	2	4	25	330	900	Normal

Normalisasi Data

Tabel pengukuran kandungan gas tesebut akan di normalisasikan dengan menggunakan metode nilai Min-Max yang merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier dimana proses nilai normalisasi merupakan normalisasi pada data mining untuk proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa jatuh pada range tertentu.

Tabel 5. Tabel Normalisasi

NO	C2H2/C2H4	CH4/H2	C2H4/C2H6	C2H6/CH4	C2H2/TDCG	H2/TDCG	Diag
	A1	A2	A3	A4	A14	A15	
1	0	0	0	0	0	32	Gangguan
2	2	0	0	0	0	47	Gangguan
3	0	0	0	0	0	23	Gangguan
4	0	0	0	0	0	19	Gangguan
5	2	0	0	0	0	22	Gangguan
-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-
162	1	0	0	0	0	2	Normal
163	0	1	0	1	0	1	Normal
164	1	2	0	1	0	1	Normal
165	1	0	0	1	0	13	Normal

Proses Validasi dan Evaluasi Data

Dalam proses data ditemui pada dataset sebanyak 165 obyek data. Data yang diambil selanjutnya di lakukan integrasi data yang sudah berupa tabel-tabel dalam satu server agar pada saat proses data mining berjalan lancar, setelah melakukan integrasi data langkah selanjutnya adalah melakukan proses pengubahan data dalam format yang sesuai untuk dalam data mining dengan menggunakan format *arff* agar dapat diproses dalam aplikasi weka. Dalam penelitian ini data yang akan diproses dari database exel akan diubah menjadi file arff yang dapat digunakan untuk pengolahan data pada tools weka. Berikut hasil perubahan data dari database exel kedalam format *arff* .

Pengujian Algoritma Klasifikasi Data Mining

Pada tahapan pengujian ini data yang sudah di transformasikan ke dalam bentuk atribut yang sudah di seleksi sesuai dengan kebutuhan dan masing-masing proses pengujian algoritma J48 tersebut menggunkana *n-fold Cross Validation*, maka dapat di ketahui nilai rata-rata keberhasilan dari suati system dengan cara pengujian secara perulangan.

1. Pengujian Algoritma J48 Nilai Tertinggi

Dalam penelitian ini dilakukan pengujian pertama samapai ke sepuluh dengan melakukan *feature selection*, dimana pengujian model ini menggunakan algoritma J48 dengan data gabungan. Pengujian menggunakan metode k-fold

cross validation atau n-fold cross validation ini bertujuan untuk mengetahui nilai rata-rata keberhasilan dan hasil pengujian dengan 10 fold validation menggunakan algoritma J48 ini tanpa seleksi fitur di dapat hasil rata-rata hasil pengujian adalah sebagai berikut :

Tabel 6. Hasil Kalsifikasi k-Fold Cross Validation

n-Fold Cross Validation	Accuracy
1- fold	90.90
2- fold	89.09
3- fold	90.03
4- fold	**92.12**
5- fold	91.51
6- fold	87.87
7- fold	84.84
8- fold	81.81
9- fold	81.81
10- fold	82.42
Rata-rata Hitung	**87.24**

Dari hasil pengujian menggunakan 10- fold cross validation maka di dapatkan nilai rata-rata accuracy adalah 87.24 %, sedangkan nilai accuracy tertinggi dari percobaan 10-fold cross validation adalah 92.12 %. Output nilai confusion matrix algoritma J48 tanpa seleksi fitur melalui proses validasi dengan hasil pengujian 10-*fold cross validation* tertinggi adalah sebagai berikut :

Hasil Analisa dengan nilai K tertinggi adalah :

a	b	< - -	Classfied As
111	5	a	Gangguan
8	41	b	Normal

Maka dapat dihitung akurasinya nilai K tertinggi adalah :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

$$\text{Akurasi} = \frac{111 + 41}{111 + 41 + 8 + 5}$$

$$\text{Akurasi} = \frac{155}{165} = 0.921$$

Di bawah ini hasil dari cross validasi data 165 pada algoritma J48 nilai tertinggi pada pengujian 10 kali percobaan adalah sebagai berikut :

Koreksi klasifikasi kebenaran	152	92.1212 %
Koreksi klasifikasi kesalahan	13	7.8788 %
Statistik Kappa	0.8079	
Klasifikasi kesalahan mutlak	0.1281	
Kesalahan Akar Kuadrat	0.2755	
Kesalahan relatif multak	30.5965 %	
Relatif kesalahan akar kuadrat	60.2829 %	
Jumlah kasus pada level 0.95	96.9697 %	
Ukuran wilayah pada level 0.95	62.7273 %	
Total jumlah kasus	165	

Dengan akurasi pada setiap kelas adalah sebagai berikut :

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.957	0.163	0.933	0.957	0.945	Gangguan
0.837	0.043	0.891	0.837	0.863	Normal
0.921	0.128	0.92	0.921	0.92	

Untuk nilai precisionnya hasil pengujian tertinggi adalah :

$$Precision\ (p) = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision\ (p) = \frac{111}{111 + 8}$$

$$Precision\ (p) = \frac{111}{119} = 0.933$$

Dan untuk nilai Reccalnya hasil pengujian tertinggi adalah :

$$Reccal\ (r) = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Precision\ (p) = \frac{111}{111 + 5}$$

$$Precision\ (p) = \frac{111}{116} = 0.957$$

Sehingga hasil F-measure pada hasil pengujian nilai tertinggi adalah :

$$F - measure\ (F) = \frac{2TP}{2TP + FN + FP}$$

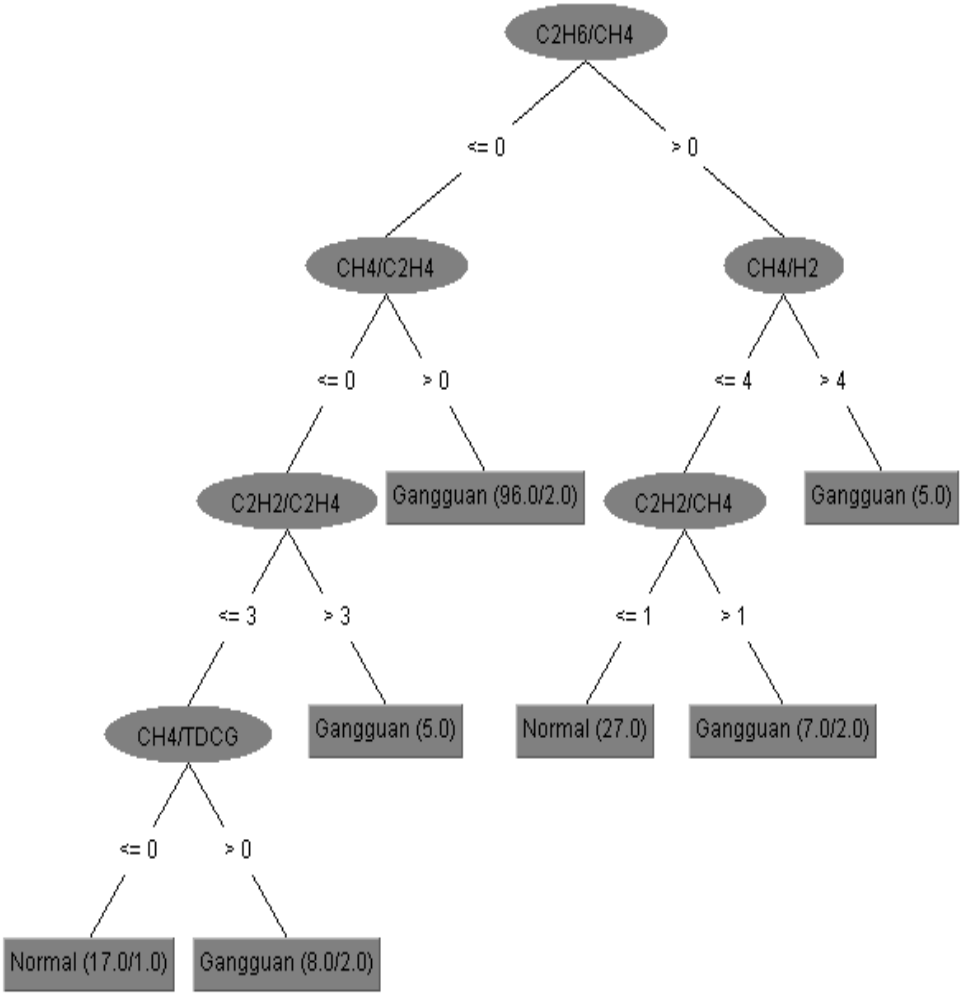
$$Precision\ (p) = \frac{2.111}{2.111 + 5 + 8}$$

$$Precision\ (p) = \frac{222}{235} = 0.945$$

2. Pohon Keputusan

Pohon keputusan merupakan representasi sederhana dari teknik klasifikasi untuk sejumlah kelas berhingga, dimana simpul internal maupun simpul akar di tandai dengan nama atribut, rusuk-rusuknya diberi label nilai atribut yang mungkin dan simpul daun ditandai dengan kelas-kelas yang berdeda. Pohon keputusan dibangun berdasarkan suatu algoritma induksi yang mana cara kerja algoritma induksi tersebut memilih atribut yang terbaik untuk memisahkan data secara rekursif dan mengembangkan simpul daun pohon sampai ditemui kriteria untuk berhenti. Hasil dari pohon keputusan adalah :

1. Jika C2H6/CH4 lebih kecil sama dengan 0 dan CH4/C2H4 kurang sama dengan 0 dan C2H2 / C2H4 lebih kecil sama dengan 3 dan CH4/TDCG lebih kecil sama dengan 0 maka gas yang terlarut dalam minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan normal dengan nilai 17/1.
2. Jika C2H6/CH4 lebih kecil sama dengan 0 dan CH4/C2H4 lebih kecil dari 0 dan C2H2/C2H4 lebih kecil dari 3 dan CH4/TDCG lebih besar dari 0 maka gas yang terlarut dalam minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan gangguan dengan nilai 8.0 berbading 2.0.
3. Jika C2H6/CH4 lebih kecil sama dengan 0 dan CH4/C2H4 lebih kecil sama dengan 0 dan C2H2/C2H4 lebih besar dari 3 maka gas yang terlarut pada minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan gangguan dengan nilai 5.0.
4. Jika C2H6/CH4 lebih kecil sama dengan 0 dan CH4/C2H4 lebih besar dari 0 maka gas yang terlarut pada minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan gangguan dengan nilai 96.0 berbanding 2.0.
5. Jika C2H6/CH4 lebih besar dari 0 dan CH4/H2 lebih besar dari 4 maka gas yang terlarut pada minyak transformator tersebut dalam kondisi gangguan dengan nilai 5.0.
6. Jika C2H6/CH4 lebih besar dari 0 dan CH4/H2 lebih kecil sama dengan 4 dan C2H2/CH4 lebih kecil sama dengan 1 maka gas yang terlarut pada minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan normal dengan nilai 27.0.
7. Jika C2H6/CH4 lebih besar dari 0 dan CH4/H2 lebih kecil sama dengan 4 dan C2H2/ CH4 lebih besar dari 1 maka gas yang terlarut dalam minyak transformator tersebut dalam kondisi keadaan gangguan pada nilai 7.0 berbanding 2.0.



Gambar 2. Pohon Keputusan

KESIMPULAN

Dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa data mining Classification dengan menggunakan metode *cross validation* atau pohon keputusan dengan algortima J 48 dapat membentuk pohon keputusan prediksi jenis gangguan transformator yang di akibatkan oleh faktor gas yang terkandung dalam minyak tranfromator .

1. Metode Algoritma J48 dan CFS yang digunakan untuk menghitung kemungkinan kandungan gas terlarut dalam minyak transformator menggunakan 10 fold cross validation menghasilkan akurasi data lebih baik yaitu sebesar 92,12 % dengan nilai rata-rata pada 10 kali percobaan sebesar 87.24 %.

2. Akurasi yang dihasilkan dari sepuluh kali uji coba dengan cara seleksi atribut pada kadungan gas yang terlarut pada minyak transformator dari 165 obyek yang telah di analisis dengan waktu yang sangat cepat yaitu 0.01 second.
3. Dengan menggunakan algoritma J48 dapat di ketahui melalui pohon keputusan yang dapat mengestimasi nilai dari variable continue meskipun ada beberapa teknik yang lebih sesuai untuk kasus ini.

DAFTAR PUSTAKA

N. A. Setiawan, Sarjiya, and Z. Adhiarga, "Power transformer incipient faults diagnosis using Dissolved Gas Analysis and Rough Set," in *2012 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (CMD)*, 2012, pp. 950–953.

Z. Wang, C. Guo, Q. Jiang, and Y. Cao, "A Fault Diagnosis Method for Transformer Integrating Rough Set with Fuzzy Rules," *Trans. Inst. Meas. Control*, vol. 28, no. 3, pp. 243–251, Aug. 2006.

S. Mofizul Islam, T. Wu, and G. Ledwich, "A novel fuzzy logic approach to transformer fault diagnosis," *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, vol. 7, no. 2, pp. 177–186, Apr. 2000.

M. Duval and A. dePabla, "Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases," *IEEE Electr. Insul. Mag.*, vol. 17, no. 2, pp. 31–41, Mar. 2001.

"IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers," *IEEE Std C57104-2008 Revis. IEEE Std C57104-1991*, pp. 1–36, Feb. 2009.

M. Duval, "Dissolved gas analysis: It can save your transformer," *IEEE Electr. Insul. Mag.*, vol. 5, no. 6, pp. 22–27, Nov. 1989.

Kusrini, *Emha* Taufiq Luthfi, 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta, 2009.

Ian H. *Witten*, Eibe Frank, Mark A. Hall, 2011. *Data Mining Practical Machine*

Remco R. Bouckaert, Eibe Frank, Mark A. Hall. WEKA Manual for Version 3-6-2s. University of Waikato, Hamilton, New Zealand, 2010.