

SISTEM PAKAR DETEKSI KERUSAKAN *CONTROL VALVE* MENGUNAKAN KOMBINASI *FORWARD* DAN *BACKWARD* *CHAINING*

Ashilah Renanda Earliana Puteri¹, Abelya Dwi Jacinda^{1*}, Anggun Putri Alyanti¹,
Asepta Surya Wardhana¹

¹Teknik Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Jl. Gajah Mada No.38, Jawa Tengah
58315

*E-mail: abelyadwijacinda005@gmail.com

ABSTRAK

Katup kontrol (*control valve*) merupakan elemen vital dalam sistem kontrol industri yang berfungsi untuk mengatur laju aliran fluida. Gangguan seperti kebocoran, *stiction*, *clogging*, dan kegagalan aktuator dapat menurunkan efisiensi proses dan mengganggu stabilitas operasi *plant*. Penelitian ini bertujuan merancang sistem pakar berbasis kombinasi *forward chaining* dan *backward chaining* untuk deteksi dan diagnosis kerusakan *control valve*. Sistem dirancang dengan basis pengetahuan berupa aturan IF-THEN yang dikembangkan dari pengalaman teknisi dan panduan manual perawatan *valve*. Pendekatan *hybrid* ini digunakan untuk memanfaatkan kelebihan *forward chaining* dalam deteksi cepat berdasarkan gejala, dan *backward chaining* untuk verifikasi mendalam terhadap hipotesis diagnosis. Pengujian fungsional sistem pada skenario kasus kerusakan *Actuator Failure* menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode berhasil mencapai *combined confidence* 0,84 dan *consistency* 1,0. Integrasi kedua metode inferensi terbukti meningkatkan ketepatan diagnosis dibandingkan penggunaan satu metode saja, sehingga berpotensi untuk pemeliharaan prediktif di industri.

Kata kunci: *Backward Chaining*, Basis Pengetahuan, *Control Valve*, Deteksi Kerusakan, Diagnosis Kerusakan, *Forward Chaining*, Pemeliharaan prediktif, Sistem Inferensi, Sistem Pakar

1. PENDAHULUAN

Control valve merupakan komponen yang memiliki peran krusial sebagai aktuator utama dalam sistem kontrol proses di berbagai sektor industri, khususnya pada industri minyak dan gas. Perangkat ini berfungsi mengatur laju aliran fluida secara presisi di dalam pipa sesuai dengan sinyal atau perintah yang dikirimkan dari sistem kontrol, sehingga stabilitas operasi dan efisiensi proses dapat tetap terjaga dengan optimal [1]. Apabila *control valve* mengalami gangguan fungsi atau kerusakan, maka hal tersebut dapat menimbulkan dampak serius terhadap performa sistem industri, termasuk penurunan efisiensi, menurunnya produktivitas, pemborosan energi, hingga potensi bahaya bagi keselamatan kerja [1], [2], [3]. Kegagalan yang terjadi pada *control valve* juga berpotensi menyebabkan gangguan tak terduga dalam proses produksi yang berakibat pada kerugian ekonomi yang cukup besar [4], [3]. Struktur sistem yang kompleks dan kondisi kerja yang bervariasi seperti tekanan dan temperatur ekstrem serta paparan fluida yang bersifat korosif menjadikan proses identifikasi dan diagnosis kerusakan *control valve* secara manual menjadi tantangan tersendiri [2], [3]. Selain itu, pengujian fungsi terkadang membutuhkan pembongkaran sistem hidrolik atau mekanik, yang bersifat destruktif dan berpotensi menambah risiko kerusakan [5]. Oleh sebab itu, diperlukan metode diagnosis yang cepat, tepat, dan non-destruktif agar performa sistem dapat dipantau secara berkelanjutan serta memperkirakan umur pakai komponen secara lebih akurat [2].

Salah satu pendekatan cerdas yang mampu menjawab permasalahan tersebut adalah penerapan sistem pakar (*expert system*). Sistem pakar merupakan program berbasis komputer yang dirancang untuk meniru proses berpikir dan pengambilan keputusan seorang ahli dalam bidang tertentu [6]. Sistem ini bekerja dengan memanfaatkan basis pengetahuan (*knowledge base*) dan mekanisme inferensi untuk menghasilkan kesimpulan layaknya pakar manusia. Sistem pakar berbasis aturan (*rule-based expert system*) telah terbukti efektif dalam diagnosis kerusakan industri karena memiliki efisiensi *real-time processing* dan kemampuan memberikan penjelasan terhadap hasil diagnosis. Dalam pengembangannya, metode *forward chaining* sering digunakan dalam sistem pakar karena mampu menelusuri kesimpulan berdasarkan fakta-fakta awal yang diketahui. Proses ini dimulai dari pengumpulan data atau gejala kerusakan, kemudian sistem mencocokkannya dengan aturan yang tersedia dalam basis pengetahuan untuk menghasilkan kesimpulan akhir berupa jenis kerusakan. Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa sistem pakar yang menerapkan *forward chaining* dapat mencapai tingkat akurasi yang tinggi. Hermawanto dan Anggita melaporkan akurasi 90-94% dalam identifikasi kerusakan mesin ekskavator menggunakan metode ini [6].

Berbeda dengan *forward chaining* yang bersifat data-driven, metode *backward chaining* bekerja secara goal-driven dengan memulai dari hipotesis atau dugaan kerusakan, kemudian menelusuri mundur untuk mencari bukti pendukung berupa gejala atau fakta yang relevan. *Backward chaining* memberikan kemampuan verifikasi yang kuat terhadap hipotesis diagnosis, sehingga meningkatkan ketepatan hasil [7]. Kombinasi metode *forward* dan *backward chaining* dalam sistem pakar dapat menghasilkan diagnosis yang lebih akurat dan efisien dibanding penggunaan satu metode secara terpisah [8]. Pendekatan hybrid ini memungkinkan sistem untuk memanfaatkan kelebihan kedua metode: *forward chaining* memberikan kemampuan deteksi cepat berdasarkan gejala yang teramati, sementara *backward chaining* memverifikasi dan mengonfirmasi hasil diagnosis tersebut. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan merancang sistem pakar yang mengombinasikan kedua metode inferensi tersebut untuk meningkatkan kecepatan deteksi sekaligus ketepatan diagnosis kerusakan *control valve*, sehingga dapat mendukung pemeliharaan prediktif dan meningkatkan reliabilitas operasi di industri minyak dan gas.

2. METODE

Penelitian ini menjelaskan langkah-langkah sistematis dalam merancang dan mengembangkan sistem pakar untuk deteksi dan diagnosa kerusakan *control valve* dengan menggunakan kombinasi metode inferensi *forward chaining* dan *backward chaining*. Pendekatan ini bertujuan menghasilkan sistem yang mampu melakukan analisis secara logis dan mendalam terhadap permasalahan yang muncul di lapangan. Proses penelitian dimulai dari identifikasi masalah, yakni dengan meninjau berbagai kondisi operasional di lapangan yang sering menimbulkan kegagalan *control valve*. Setelah permasalahan terdefinisi dengan jelas, dilakukan pengumpulan data yang relevan, tahap berikutnya adalah analisis sistem. Setelah itu dilakukan perancangan sistem menggunakan *flowchart*, diagram konteks, *Data Flow Diagram (DFD)*, *Entity Relationship Diagram (ERD)*, dan desain antarmuka pengguna (*user interface*). Tahapan akhir meliputi implementasi sistem, pengujian, dan evaluasi kinerja sistem untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh sesuai dengan tujuan penelitian [6].

A. Desain Penelitian

Penelitian pada Gambar 1. ini tergolong ke dalam penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan pengembangan sistem (*system development approach*). Jenis penelitian ini dipilih karena fokusnya bukan hanya untuk memperoleh pengetahuan baru, tetapi juga untuk

menghasilkan solusi praktis berupa sistem pakar yang dapat digunakan langsung di lingkungan industri. Pendekatan ini sangat relevan dalam konteks industri migas, di mana diagnosis kerusakan pada *control valve* sering kali bersifat kompleks dan membutuhkan keahlian khusus [9] [10]. Sistem dirancang memadukan dua strategi inferensi *forward chaining* dan *backward chaining* (goal-driven) untuk verifikasi hipotesis sebagai kombinasi agar diagnosis lebih akurat dan terverifikasi [11]. Desain penelitian ini mengikuti tahapan siklus hidup pengembangan sistem pakar (*expert system development life cycle*), yang meliputi beberapa langkah utama sebagai berikut



Gambar 1. Desain Penelitian

B. Sistem

Pakar

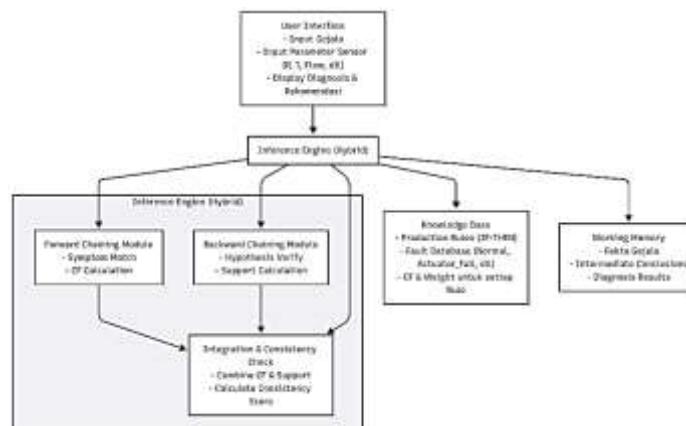
Sistem pakar adalah sebuah program komputer yang dirancang untuk meniru kemampuan pengambilan keputusan seorang ahli manusia dalam domain tertentu, seringkali digunakan untuk menyelesaikan masalah yang kompleks dan membutuhkan pengetahuan mendalam [12]. Sistem pakar yang dikembangkan adalah aplikasi berbasis aturan (*rule-based expert system*) untuk mendeteksi dan mendiagnosa kerusakan pada *control valve*. Arsitektur utama terdiri dari tiga komponen seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Sistem Pakar

a. Arsitektur Sistem Pakar

Adapun Arsitektur Sistem Pakar dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Sistem Pakar

b. Akuisisi Pengetahuan

Tahap ini merupakan pondasi utama dalam pembangunan sistem pakar. Pengetahuan tentang berbagai bentuk kerusakan *control valve* dikumpulkan dari beberapa sumber utama yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Akuisisi Pengetahuan

c. Representasi Pengetahuan

Format yang digunakan berbentuk IF–THEN, di mana bagian IF menunjukkan kondisi atau gejala yang terdeteksi, sedangkan bagian THEN menyatakan kemungkinan penyebab atau tindakan perbaikan yang disarankan [7]. Proses penyusunan aturan ini dilakukan melalui pembuatan tabel keputusan, pohon keputusan, dan kaidah produksi yang diolah menggunakan algoritma *forward chaining* sebagai dasar analisis logikanya [6]. Basis pengetahuan sistem pakar ini dibangun menggunakan empat kaidah produksi, di mana Tabel 1. menyajikan empat kaidah sebagai contoh representatif. Berikut ini contoh representasi kaidah produksi yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Representasi Pengetahuan

Kaidah	Gejala	Diagnosis/Solusi
R1	Tekanan hilir control valve tidak stabil AND Pergerakan stem tidak halus	Kemungkinan stiction pada valve
R2	Suara mendesis pada valve AND ada tetesan fluida di sekitar stem	Kemungkinan kebocoran packing gland

R3	Output valve fluktuatif AND sinyal kontrol stabil	Kemungkinan hunting pada valve
R4	Valve tidak merespon sinyal kontrol AND tidak ada suplai udara ke aktuator	Kerusakan suplai udara aktuator

Nilai CF_{ruleCF_rule} yang ditunjukkan pada Tabel 2. diperoleh dari konsensus pakar, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan keyakinan pakar yang lebih kuat terhadap hubungan gejala diagnosis, didukung oleh data historis pabrik.

Tabel 2. Knowledge Base

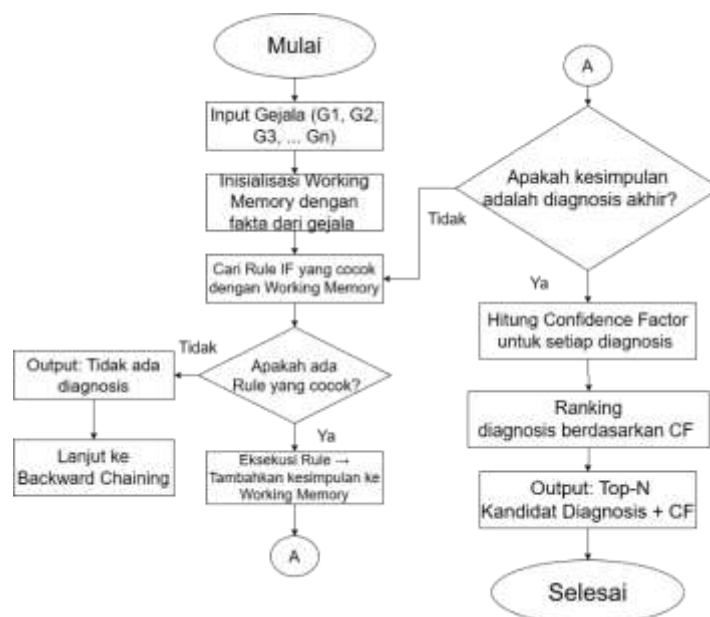
<i>Rule</i>	<i>If Condition</i>	<i>THEN Diagnosis</i>	<i>CF_rule</i>	<i>Gejala Weights</i>
R1	Tekanan_unstable AND Stem tidak halus	Stiction	0.85	[0.5, 0.5]
R2	Suara mendesis AND Tetesan fluida	Kebocoran packing	0.90	[0.6, 0.4]
R3	Output fluktuatif AND Sinyal stabil	Hunting	0.80	[0.7, 0.3]
R4	No response AND No air supply	Air supply failure	0.88	[0.6, 0.4]
R5	Pressure drop AND Response slow	Air supply failure	0.88	[0.6, 0.4]

d. Metode Inferensi

Mesin inferensi merupakan inti utama dalam sistem pakar karena berfungsi sebagai mekanisme logika yang menalar dan menghasilkan kesimpulan berdasarkan fakta serta aturan yang tersimpan di dalam basis pengetahuan [6] [9].

e. Forward Chaining

Metode ini bekerja dengan pendekatan data-driven, di mana proses penalaran dimulai dari data atau gejala yang dimasukkan oleh pengguna. Sistem akan mencocokkan data tersebut dengan bagian *JIKA (IF)* pada aturan dalam basis pengetahuan untuk kemudian menarik kesimpulan sementara hingga menemukan diagnosis yang paling sesuai [13]. Sistem kemudian memproses gejala tersebut untuk menelusuri kemungkinan kerusakan dan mempersempit ruang pencarian diagnosis [6]. Adapun flowchart untuk forward chaining ditunjukkan pada gambar 5.



Gambar 5. Flowchart Forward Chaining

a. Perhitungan Confidence Factor (CF) pada Forward Chaining

maka nilai keyakinan diagnosis D dihitung dengan:

$$CF_{FC}(D) = CF_{rule} \times \min(CF_{G1}, CF_{G2}, \dots, CF_{Gn}) \dots \dots (1)$$

Apabila terdapat lebih dari satu rule yang mengarah pada diagnosis yang sama, maka hasil CF digabung menggunakan:

$$CF_{FCtotal}(D) = CF_1 + CF_2(1 - CF_1) \dots \dots \dots (2)$$

b. Pseudocode Forward Chaining

ALGORITHM ForwardChaining(symptoms, rules)

INPUT:

symptoms = {s₁, s₂, ..., s_n} dengan confidence

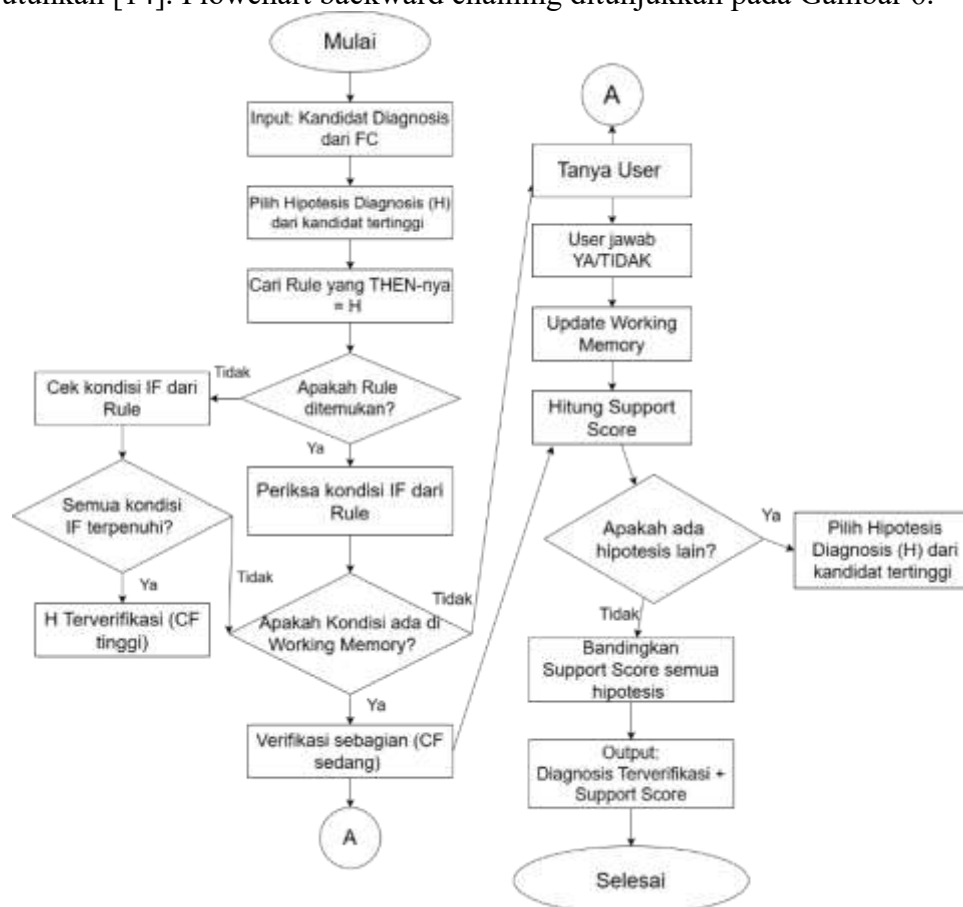
rules = knowledge base

OUTPUT:

candidates = {(diagnosis, CF_FC)}

A. Backward chaining

Berbeda dengan *forward chaining*, metode ini bekerja dengan pendekatan goal-driven, yaitu memulai proses dari suatu hipotesis atau dugaan kerusakan tertentu, lalu menelusuri mundur untuk mencari bukti pendukung berupa gejala atau fakta yang relevan [7]. Jika data yang dibutuhkan tidak ditemukan dalam basis pengetahuan atau input pengguna sebelumnya, sistem akan mengajukan pertanyaan tambahan kepada pengguna untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan [14]. Flowchart backward chaining ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Flowchart Backward Chaining

a. Perhitungan Support Score pada Backward Chaining

Backward Chaining bekerja dari hipotesis menuju fakta pendukung. Nilai $Support_{BC}(D)$ dihitung dengan:

$$Support_{BC}(D) = \frac{\sum(w_i \times match_i)}{\sum w_i} \dots \dots \dots (3)$$

b. Pseudocode Backward Chaining

ALGORITHM BackwardChaining(hypothesis, rules, working_memory)

INPUT:

hypothesis = diagnosis to verify

rules = knowledge base

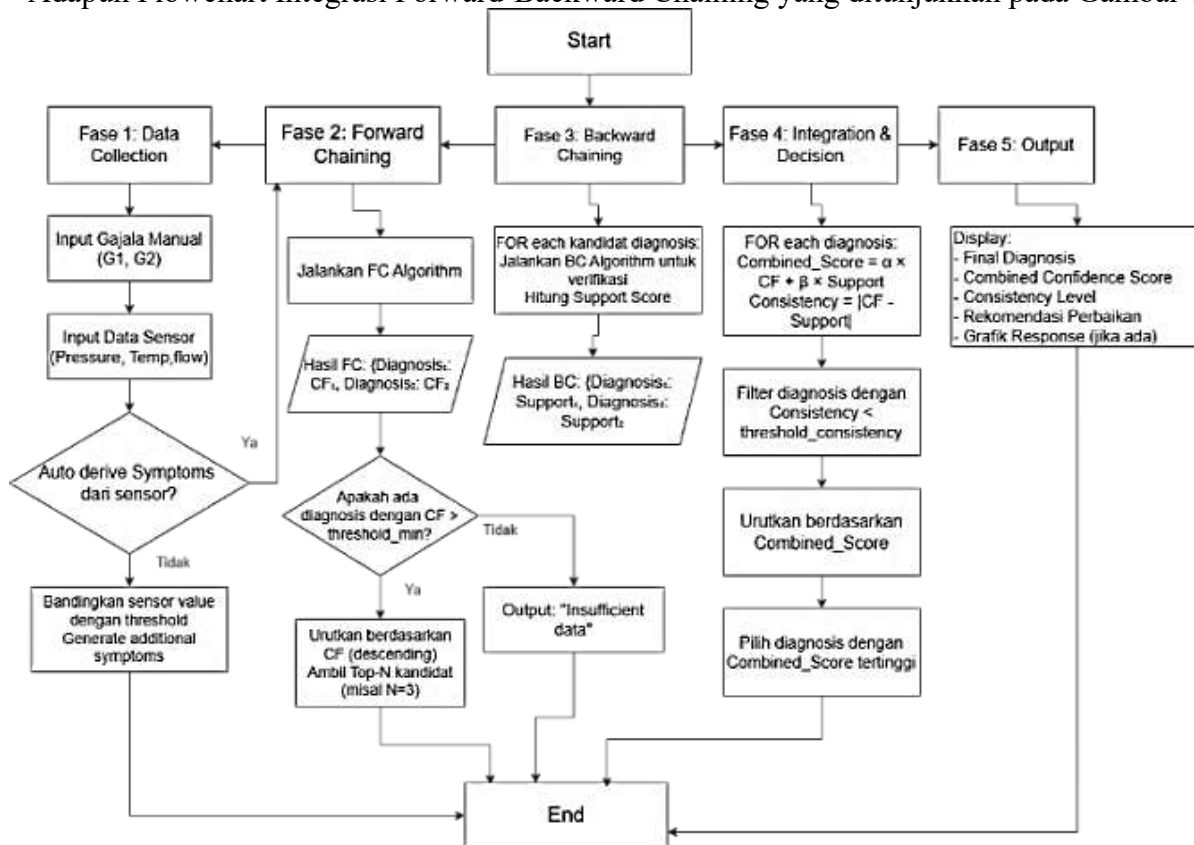
working_memory = known facts

OUTPUT:

support_score

B. Integrasi Forward-Backward Chaining

Adapun Flowchart Integrasi Forward-Backward Chaining yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Flowchart Integrasi Forward-Backward Chaining

a. Integrasi Nilai Forward dan Backward Chaining (Combined Score)

$$Combined_{Score}(D) = \alpha \times CF_{FC}(D) + \beta \times Support_{BC}(D) \dots (4)$$

b. Pemeriksaan Konsistensi Hasil Diagnosis

$$Consistency(D) = 1 - |CF_{FC}(D) - Support_{BC}(D)| \dots (5)$$

c. Tabel Thresholds Configuration

Bobot $\alpha = 0.60$ dan $\beta = 0.40$ dipilih agar Forward Chaining mendapat penekanan lebih besar sebagai deteksi awal, sementara Backward Chaining berperan sebagai verifikasi. Rasio 60:40 dipakai untuk menyeimbangkan kecepatan deteksi dan kebutuhan validasi yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Thresholds Configuration

Parameter	Symbol	Nilai	Keterangan
Minimum CF untuk kandidat	CF_min	0.30	FC threshold
Minimum Support	Support_min	0.40	BC threshold
Consistency threshold	Cons_min	0.60	Integration threshold
Weight Forward	α	0.60	Combined score weight
Weight Backward	β	0.40	Combined score weight
Top-N kandidat untuk BC	N	3	Jumlah kandidat diverifikasi

d. Pseudocode Hybrid Integration

ALGORITHM HybridDiagnosis(symptoms, sensor_data, rules)

INPUT:

symptoms = manual input

sensor_data = {pressure, temp, flow, ...}

rules = knowledge base

OUTPUT:

final_diagnosis, combined_score, consistency

C. Auto-Derive Symtoms dari Sensor

i. Konversi Data Sensor Menjadi Gejala (Auto-Derived Symptoms)

Untuk sistem yang terhubung dengan sensor, nilai pembacaan dikonversi menjadi gejala menggunakan:

$$Symptom_{score} = \frac{|sensor_{value} - normal_{value}|}{tolerance} \dots\dots\dots (6)$$

ii. Tabel Sensor Thresholds

Nilai *Normal Range* dan *Tolerance* pada Tabel 4 didasarkan pada standar operasional pabrik (SOP) dan manual perawatan untuk jenis *Globe Valve* yang digunakan dalam studi kasus ini.

Tabel 4. Sensor Thresholds

Sensor	Normal Range	Tolerance	Derived Symptom
<i>Pressure</i>	5.5 - 6.5 bar	± 0.5	<i>pressure abnormal</i>
<i>Temperature</i>	60-80°C	$\pm 5^\circ\text{C}$	<i>temperature abnormal</i>
<i>Vibration</i>	0-2 mm/s	± 0.5	<i>excessive vibration</i>
<i>Flow Rate</i>	80-120 L/min	± 10	<i>flow deviation</i>
<i>Actuator Current</i>	4-20 mA	± 1 mA	<i>actuator malfunction</i>

D. Rencana Eksperimen & Skenario Uji

Rencana eksperimen pada Tabel 5. ini menggunakan data historis/sintesis sebanyak 5 skenario yang diatur oleh pakar.

Tabel 5. Rencana Eksperimen

No	Skenario	Pressure (Bar)	Command (%)	Expected Behavior	Label
1	Normal	6.0	50-80 Step	Actual Follows Command With Small Delay	Normal
2	Actuator Fail	6.0	Command Present But Actual ~0	No Movement Despite Command	Actuator_Fail
3	Air Leak	Pressure Drop To 2.0	Any	Valve Response Slow/Not Full	Air_Supply_Failure
4	Positioner Miscalib	6.0	Command 50	Steady-State Offset (Actual $\neq$ Command)	Positioner_Error
5	Valve Stuck/Stiction	6.0	Oscillatory Command	Intermittent Jump Behavior	Valve_Stuck

Rumus Evaluasi

A. Akurasi Sistem Pakar

Digunakan untuk menilai sejauh mana hasil diagnosis sistem sesuai dengan diagnosis sebenarnya pada Pers. 7

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \dots \dots \dots (7)$$

B. Precision dan Recall

Precision mengukur seberapa banyak hasil diagnosis yang positif (kerusakan terdeteksi) benar-benar positif (memang rusak) dapat ditunjukkan pada pers. 8 :

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots \dots \dots (8)$$

Recall mengukur kemampuan sistem mendeteksi semua kasus kerusakan yang sebenarnya ada:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots \dots \dots (9)$$

Keduanya digunakan untuk menilai sejauh mana sistem dapat mengenali kerusakan dengan benar tanpa menghasilkan kesalahan deteksi.

C. Tingkat Kepercayaan (Confidence Level)

Dalam sistem pakar berbasis aturan, nilai kepercayaan bisa dihitung dengan:

$$CF_{hasil} = CF_{aturan} \times CF_{gejala} \dots \dots \dots (10)$$

Atau jika ada lebih dari satu gejala yang saling mendukung,:

$$CF_{combine} = CF_1 + CF_2 (1 - CF_1) \dots \dots \dots (11)$$

Keterangan:

CF (Certainty Factor) menunjukkan keyakinan sistem terhadap diagnosis tertentu (antara 0 sampai 1). Nilai CF bisa didapat dari basis pengetahuan atau hasil pengujian pakar.

Metode Perancangan Sistem

Tahapan perancangan sistem dilakukan dengan pendekatan modular, yaitu membagi sistem menjadi beberapa komponen utama agar lebih mudah dikembangkan, diuji, dan dipelihara [15].



Gambar 8. Perancangan Sistem

E. PEMBAHASAN

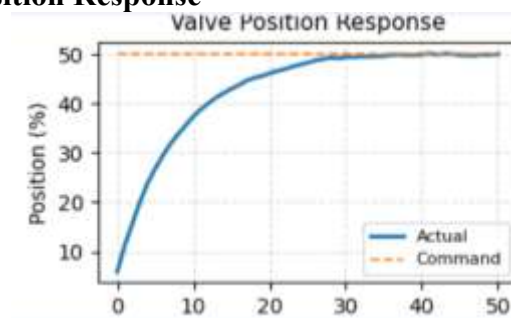
A. Input Parameter Deteksi dan Diagnosa Kerusakan Control Valve

The screenshot displays the 'Sistem Pakar Diagnosa Control Valve' interface. It includes a top menu bar with options like 'Start (Simulasi)', 'Stop (Clear Plot)', 'Reset', 'Forward Diagnosis', 'Backward Diagnosis', 'Combined Diagnosis', and 'Simpan Hasil'. Below this is a 'Parameter & Kondisi' section with various input fields for parameters such as 'Valve Type', 'Pressure (bar)', 'Temperature (°C)', 'Flow Rate (L/s)', 'Actuator Current (A)', 'Partial Match Threshold', and 'Goal (Backward)'. There is also an 'Ambang Auto-Derive' section for setting thresholds for various symptoms. At the bottom, there is a 'Gejala Computed' section showing a list of symptoms and their status (e.g., 'Valve not moving', 'Control signal present', 'Air pressure low').

Gambar 9. Input Parameter Diagnosa Kerusakan Control Valve

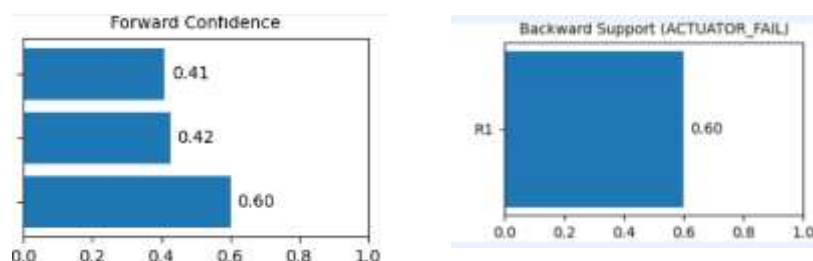
Gambar 9. menampilkan antarmuka Sistem Pakar Diagnosa Control Valve yang dirancang untuk mendeteksi dan menganalisis kerusakan pada katup kontrol menggunakan kombinasi metode *Forward Chaining* dan *Backward Chaining*. Antarmuka menyediakan berbagai parameter seperti *Valve Type*, *Pressure*, *Vibration*, *Temperature*, *Flow Rate*, dan *Actuator Current*, serta fitur auto-derive symptoms untuk menentukan gejala otomatis dari data sensor. Metode *Forward Diagnosis* digunakan untuk menafsirkan gejala yang terdeteksi, sedangkan *Backward Diagnosis* berfungsi memverifikasi hipotesis kerusakan seperti *Actuator Fail*. Sistem juga dilengkapi pengaturan *Thresholds* dan *Partial Match Thresholds* untuk menyesuaikan sensitivitas diagnosis terhadap kondisi operasional. Kombinasi kedua metode tersebut menghasilkan diagnosis yang lebih akurat, cepat, dan andal, membantu teknisi dalam mendeteksi serta memverifikasi kerusakan valve secara efisien.

B. Grafik Valve Position Response



Gambar 10. Grafik Valve Position Response

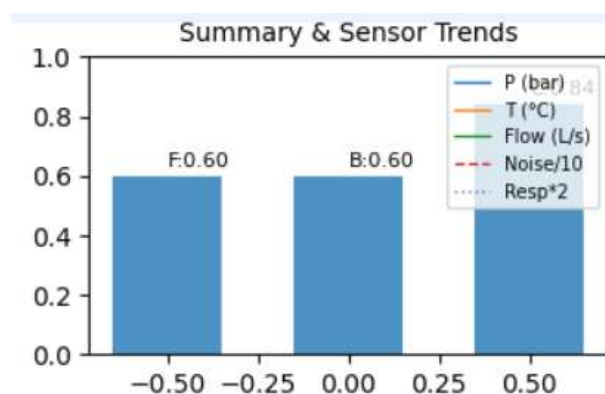
Gambar 8. menampilkan grafik respons posisi *control valve* yang memperlihatkan perbandingan antara posisi aktual katup dengan posisi perintah pada sistem kontrol. Garis biru menggambarkan posisi aktual valve, sedangkan garis putus-putus berwarna oranye menunjukkan sinyal perintah yang diberikan. Pada awal pengoperasian, terdapat selisih antara keduanya, namun seiring waktu posisi aktual perlahan mengikuti dan mencapai kestabilan di sekitar nilai perintah 50%. Grafik ini berperan penting dalam sistem pakar diagnosis kerusakan *control valve* karena dapat menjadi indikator performa dan kestabilan kontrol. Dari bentuk kurva, terlihat bahwa posisi valve membutuhkan waktu tertentu untuk mencapai titik perintah, yang mengindikasikan adanya *lag* atau keterlambatan respon.



Gambar 11. Grafik Forward Confidence & Backward Support

Gambar pertama memperlihatkan hasil analisis *Forward Confidence*, menampilkan tingkat kepercayaan untuk beberapa faktor penyebab kerusakan pada control valve. Faktor "Actuator Failure" memiliki nilai kepercayaan tertinggi, yaitu 0,60, menunjukkan bahwa kegagalan aktuator merupakan penyebab yang paling mungkin dan signifikan. Faktor lain seperti "Positioner Error/Tuning" dan "Electrical/Signal Disturbance" memiliki tingkat kepercayaan lebih rendah, masing-masing 0,42 dan 0,41, sehingga dianggap kurang dominan dibanding kegagalan aktuator. Grafik ini memperkuat kesimpulan bahwa masalah utama valve berasal dari aktuator sekaligus memberi gambaran pengaruh faktor lain terhadap sistem. Gambar kedua menampilkan Backward Support untuk "Actuator Failure" dengan nilai 0,60. Dalam metode *Backward Chaining*, angka ini menunjukkan dukungan kuat terhadap kegagalan aktuator, yang konsisten dengan gejala yang teramati.

C. Grafik Summary & Sensor Trends

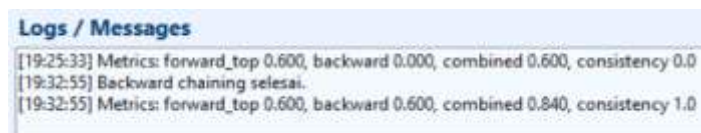


Gambar 12. Grafik Summary & Sensor Trends

Gambar ini memperlihatkan tampilan Summary & Sensor Trends yang menampilkan data dari berbagai parameter utama yang berpengaruh terhadap kinerja control valve. Grafik memperlihatkan nilai dari beberapa sensor, yaitu Pressure (P), Temperature (T), Flow, Noise, dan Response (Resp). Tekanan (Pressure) pada titik Flange (F) dan Base (B) terlihat stabil di

sekitar nilai 0,60, menandakan bahwa tekanan di kedua posisi berada pada kondisi normal dan terkendali. Response pun relatif stabil, meski terdapat sedikit fluktuasi pada beberapa titik data. Secara keseluruhan, grafik ini memperlihatkan bahwa sistem bekerja dalam kondisi stabil tanpa adanya gangguan besar pada parameter utama.

D. Hasil Pesan Proses Diagnosis Sistem



```

Logs / Messages
[19:25:33] Metrics: forward_top 0.600, backward 0.000, combined 0.600, consistency 0.0
[19:32:55] Backward chaining selesai.
[19:32:55] Metrics: forward_top 0.600, backward 0.600, combined 0.840, consistency 1.0
    
```

Gambar 13. Hasil Pesan Proses Diagnostik

Gambar ini menampilkan bagian Logs / Messages yang merekam jalannya proses *Forward Chaining* dan *Backward Chaining* pada sistem pakar diagnosis kerusakan control valve. Pada log pertama, nilai *forward_top* tercatat sebesar 0,600, sedangkan *backward* masih 0,000, menandakan bahwa sistem baru menjalankan proses penalaran maju dan belum memulai tahap penelusuran mundur. Nilai *combined* (hasil gabungan) masih berada pada 0,600, sementara *consistency* bernilai 0,0, yang berarti tingkat kesesuaian antara kedua metode masih rendah pada tahap ini. Pada log berikutnya, setelah proses *Backward Chaining* selesai, nilai *forward_top* dan *backward* keduanya mencapai 0,600, dan hasil *combined* meningkat menjadi 0,840. Peningkatan ini menunjukkan bahwa integrasi antara kedua metode menghasilkan nilai diagnosis yang lebih baik. Selain itu, nilai *consistency* naik menjadi 1,0, menandakan bahwa kedua metode kini bekerja dengan tingkat keselarasan penuh dan saling memperkuat hasil analisis.

E. Saran/ Rekomendasi



Gambar 14. Saran/Rekomendasi

Gambar ini menampilkan hasil keluaran dari sistem pakar yang dirancang untuk mendeteksi serta mendiagnosa kerusakan pada control valve menggunakan kombinasi metode *Forward Chaining* dan *Backward Chaining*. Melalui tampilan *Logs/Messages*, dapat diamati bagaimana kedua metode bekerja secara berurutan dan kemudian saling mengonfirmasi hasil diagnosis. Pada tahap awal, nilai *forward_top* memiliki tingkat keyakinan sebesar 0,600, sedangkan *backward* masih 0,000, yang menunjukkan bahwa sistem baru menjalankan penalaran maju berdasarkan data gejala yang tersedia, sementara proses penalaran mundur belum diaktifkan. Setelah *Backward Chaining* selesai diproses, nilai *forward_top* dan *backward* menjadi seimbang di angka 0,600, dengan hasil gabungan (*combined*) meningkat menjadi 0,840 dan tingkat konsistensi mencapai 1,0. Hal ini menunjukkan adanya kesesuaian penuh antara kedua pendekatan inferensi yang digunakan.

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem pakar untuk deteksi dan diagnosis kerusakan *control valve* menggunakan kombinasi metode *Forward Chaining* dan

*Backward Chaining*⁸. Sistem ini memenuhi tujuan penelitian dengan menyediakan alat bantu diagnosis berbasis aturan IF-THEN⁹ dan mekanisme inferensi *hybrid*. Sistem telah diimplementasikan dan diuji fungsionalnya pada skenario Actuator Failure, menunjukkan hasil yang terintegrasi dengan nilai *combined confidence* 0,84 dan *consistency* 1,0¹⁰. Dalam skenario ini, *Forward Chaining* memberikan deteksi awal dengan \$CF\$ 0,60, yang kemudian diverifikasi dan diperkuat oleh *Backward Chaining*¹¹. Kelebihan sistem ini adalah adanya fitur pengecekan konsistensi yang mencapai 1,0, mengonfirmasi keselarasan hasil dari kedua metode inferensi. Limitasi penelitian ini adalah jumlah *rule* dalam basis pengetahuan yang masih terbatas dan pengujian sistem yang baru dilakukan pada studi kasus tunggal/simulasi. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengujian sistem pada *dataset* yang lebih besar dengan berbagai skenario kerusakan untuk mengevaluasi akurasi, *precision*, dan *recall* sistem secara kuantitatif.

3. DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. K. Venkata And S. Rao, "Fault Detection Of A Flow Control Valve Using Vibration Analysis And Support Vector Machine," *Electronics (Switzerland)*, Vol. 8, No. 10, 2019, Doi: 10.3390/Electronics8101062.
- [2] E. Jeong, J. H. Yang, And S. C. Lim, "Deep Neural Network For Valve Fault Diagnosis Integrating Multivariate Time-Series Sensor Data," *Actuators*, Vol. 14, No. 2, Feb. 2025, Doi: 10.3390/Act14020070.
- [3] S. Liu, T. Zhao, And D. Zhang, "Fault Detection Of Flow Control Valves Using Online Lightgbm And Stl Decomposition," *Actuators*, Vol. 13, No. 6, Jun. 2024, Doi: 10.3390/Act13060222.
- [4] N. Hafidhoh, A. P. Atmaja, G. N. Syaifuddiin, I. B. Sumafta, S. M. Pratama, And H. N. Khasanah, "Machine Learning Untuk Prediksi Kegagalan Mesin Dalam Predictive Maintenance System," *Jurnal Masyarakat Informatika*, Vol. 15, No. 1, Pp. 56–66, May 2024, Doi: 10.14710/Jmasif.15.1.63641.
- [5] S. Yoo, J. H. Jung, J. K. Lee, S. W. Shin, And D. S. Jang, "A Convolutional Autoencoder Based Fault Diagnosis Method For A Hydraulic Solenoid Valve Considering Unknown Faults," *Sensors*, Vol. 23, No. 16, Aug. 2023, Doi: 10.3390/S23167249.
- [6] D. A. Hermawanto And S. Dyah Anggita, "Penerapan Metode Forward Chaining Pada Sistem Pakar Untuk Identifikasi Kerusakan Mesin Ekskavator," *Building Of Informatics, Technology And Science (Bits)*, Vol. 4, No. 3, Dec. 2022, Doi: 10.47065/Bits.V4i3.2555.
- [7] A. Riyadi, "Design Of Backward Chaining For Identification Palm Oil Diseases Base On Expert System," In *Journal Of Physics: Conference Series*, Iop Publishing Ltd, Mar. 2021. Doi: 10.1088/1742-6596/1823/1/012112.
- [8] T. Xięski And R. Simiński, "Backward Chaining Inference As A Database Stored Procedure – The Experiments On Real-World Knowledge Bases," *Journal Of Information And Telecommunication*, Vol. 2, No. 4, Pp. 449–464, 2018, Doi: 10.1080/24751839.2018.1479931.
- [9] M. Casal-Guisande, A. Comesaña-Campos, A. Pereira, J. B. Bouza-Rodríguez, And J. Cerqueiro-Pequeno, "A Decision-Making Methodology Based On Expert Systems Applied To Machining Tools Condition Monitoring," *Mathematics*, Vol. 10, No. 3, Feb. 2022, Doi: 10.3390/Math10030520.
- [10] P. Wetterich, M. M. G. Kuhr, And P. F. Pelz, "Rule-Based Fault Diagnosis For Modular Hydraulic Systems," *Processes*, Vol. 13, No. 10, P. 3293, Oct. 2025, Doi: 10.3390/Pr13103293.
- [11] Z. Zhao And Q. Yuan, "Integrated Multi-Objective Optimization Of Predictive Maintenance And Production Scheduling: Perspective From Lead Time Constraints," *Journal Of Intelligent Management Decision*, Vol. 1, No. 1, Pp. 67–77, Sep. 2022, Doi: 10.56578/Jimd010108.
- [12] A. Syaputra, D. Setiadi, P. Studi, T. Informatika, S. T. Teknologi, And P. Alam, "Sistem Pakar Diagnosa Kerusakan Sepeda Motor Yamaha Matic Menggunakan Metode Forward Chaining," 2020.

- [13] M. Indriani, F. Anggraini, D. Hartama, And M. Ridwan Lubis, “Journal Of Artificial Intelligence And Engineering Applications Expert System Diagnosing Damage To Canon Ir5000 Copier With Forward Chaining Method,” 2022. [Online].
- [14] S. Kodors, I. Apeinans, I. Zarembo, And J. Lonska, “Recgen: No-Coding Shell Of Rule-Based Expert System With Digital Twin And Capability-Driven Approach Elements For Building Recommendation Systems,” *Applied Sciences*, Vol. 15, No. 19, P. 10482, Sep. 2025, Doi: 10.3390/App151910482.
- [15] H. Nikpour And A. Aamodt, “Fault Diagnosis Under Uncertain Situations Within A Bayesian Knowledge-Intensive Cbr System,” *Progress In Artificial Intelligence*, Vol. 10, No. 3, Pp. 245–258, Sep. 2021, Doi: 10.1007/S13748-020-00227-X.