IMPLEMENTASI SISTEM PAKAR BERBASIS *FORWARD-* DAN *BACKWARD-CHAINING* UNTUK DIAGNOSA GANGGUAN PROSES *FILLING TANK*

M. Febriliyan Dwi Nirwana[1], Benazier Nadhira[1*], Sulthaan Fariel Fadillah Amjad[1]
Alfian Rizky Manggala Putra[1], Asepta Surya Wardhana[1]
[1]Teknik Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Cepu, Blora, 58311, Indonesia,
**E-mail*: *Benaziern@gmail.com*

ABSTRAK

Proses *filling tank* merupakan bagian krusial dalam berbagai industri, dan gangguan pada proses ini dapat mengakibatkan kerugian produksi, penurunan kualitas produk, bahkan risiko keselamatan. Diagnosis gangguan yang cepat dan akurat menjadi sangat penting untuk menjaga efisiensi operasional. Penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem pakar untuk diagnosis gangguan proses *filling tank* menggunakan kombinasi metode inferensi *forward chaining* dan *backward chaining*. Sistem ini dirancang dengan antarmuka grafis menggunakan Python, memungkinkan pengguna untuk memasukkan gejala dan mendapatkan diagnosis serta rekomendasi penanganan. Metode *forward chaining* digunakan untuk penalaran berbasis gejala, sementara *backward chaining* diimplementasikan untuk verifikasi hipotesis. Hasil simulasi menunjukkan bahwa sistem mampu mendiagnosis berbagai jenis gangguan dengan efektif, memberikan penjelasan yang jelas, dan menawarkan solusi yang relevan. Kombinasi kedua metode inferensi ini terbukti meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pakar untuk diagnosis gangguan proses filling tank menggunakan kombinasi forward chaining dan backward chaining. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mendiagnosis gangguan dengan akurasi [X]%, waktu respon rata-rata [Y] detik, dan tingkat kepuasan pengguna [Z]%. Kombinasi kedua metode inferensi ini terbukti meningkatkan akurasi diagnosis sebesar [X]% dibandingkan metode tunggal.

Kata kunci: sistem pakar, *forward chaining*, *backward chaining*, *filling tank*, diagnosa gangguan

1. PENDAHULUAN

Dalam era industri modern, otomasi memegang peranan penting dalam meningkatkan efi-siensi, akurasi, dan keamanan proses produksi. Salah satu elemen utama dalam otomasi adalah sistem kontrol, yang meskipun dirancang untuk bekerja secara presisi, tetap memiliki keren-tanan terhadap gangguan dan kegagalan. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, sistem pakar (Expert System/ES) banyak digunakan karena kemampuannya meniru penalaran seorang ahli dalam menyelesaikan masalah spesifik berdasarkan basis pengetahuan dan aturan tertentu [1], [2]. Penerapan sistem pakar dalam industri telah terbukti mampu membantu diagnosis gangguan pada peralatan maupun proses operasi yang membutuhkan pengalaman dan pengetahuan mendalam [3].

Salah satu proses industri yang memerlukan keandalan tinggi adalah proses filling tank, yaitu kegiatan pengisian cairan ke dalam tangki atau wadah. Proses ini umum dijumpai pada industri makanan dan minuman, kimia, farmasi, hingga minyak dan gas [4], [5]. Gangguan pada proses filling seperti kebocoran, overfilling, underfilling, ataupun kesalahan sensor dapat menyebabkan konsekuensi serius, termasuk terhentinya produksi, kerusakan peralatan, hingga kerugian ekonomi [6]. Oleh sebab itu, kemampuan untuk melakukan diagnosis gangguan secara cepat, akurat, dan terstruktur menjadi kebutuhan penting dalam menjaga kontinuitas operasi.

Namun demikian, sebagian besar sistem pakar yang dikembangkan sebelumnya hanya mengandalkan satu metode inferensi, yaitu *forward chaining* atau *backward chaining* secara terpisah. Pendekatan tunggal ini memiliki keterbatasan, misalnya: sistem berbasis forward chaining cenderung efektif saat gejala lengkap tetapi kurang efisien ketika data terbatas atau ambigu [7], sedangkan sistem berbasis backward chaining lebih fokus pada pembuktian hipotesis namun tidak fleksibel ketika banyak gejala harus diproses secara simultan [8].

Beberapa penelitian sebelumnya telah berupaya mengembangkan metode diagnosis dengan memanfaatkan data telemetry atau pendekatan otomatisasi cerdas. Namun, masih terbatas penelitian yang mengombinasikan kedua metode inferensi tersebut secara terintegrasi untuk kasus diagnosis gangguan pada proses filling tank [9], [10]. Kondisi ini menunjukkan adanya research gap, yaitu ketiadaan pendekatan hybrid yang mampu menggabungkan keunggulan forward chaining dan backward chaining secara komprehensif. Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem pakar hybrid yang mengombinasikan kedua metode inferensi tersebut untuk mendiagnosis gangguan pada proses filling tank. Pendekatan hybrid ini diharapkan mampu:

1. meningkatkan akurasi diagnosis melalui pemrosesan fakta dan hipotesis secara simultan,
2. mempercepat waktu inferensi saat terjadi gangguan kompleks, serta
3. memberikan penjelasan diagnostik yang lebih transparan dan mudah dipahami oleh operator.

Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode diagnosis cerdas yang lebih adaptif, komprehensif, dan sesuai dengan kebutuhan industri modern.

2. METODE

A. Desain Sistem Simulasi

Penelitian ini mengembangkan sistem pakar untuk diagnosis gangguan filling tank menggunakan pendekatan hybrid forward dan backward chaining. Metodologi penelitian meliputi empat tahap utama: (1) akuisisi dan representasi pengetahuan dari expert, (2) perancangan arsitektur sistem dan mekanisme inferensi, (3) implementasi antarmuka pengguna berbasis Python, dan (4) validasi melalui simulasi skenario gangguan. Gambar 1 menunjukkan kerangka kerja metodologi penelitian secara keseluruhan.

Desain Sistem Simulasi Berbasis Python

Gambar 1 Desain Gui Program

Dalam era industri modern, otomasi memegang peranan sentral dalam meningkatkan efisiensi, akurasi, dan keamanan proses produksi [1]. Namun, sistem kontrol yang kompleks masih rentan terhadap gangguan dan kegagalan. Sistem pakar (Expert System/ES) telah muncul sebagai solusi

cerdas untuk diagnosis fault detection yang mampu meniru penalaran manusia ahli [1],, [2]. Penerapan sistem pakar di lingkungan industri terbukti efektif dalam diagnosis real-time untuk berbagai peralatan, termasuk rotating machinery dan sistem kontrol fluida**.**

Basis pengetahuan (rule base) merupakan inti dari sistem pakar, yang menyimpan semua kaidah (aturan) dan fakta terkait diagnosis gangguan proses *filling tank*. Pengetahuan ini diperoleh melalui wawancara dengan para ahli di bidang kontrol proses industri dan analisis dokumentasi teknis terkait proses *filling tank*. Representasi pengetahuan dilakukan dalam format kaidah "IF-THEN" yang umum digunakan dalam sistem pakar berbasis aturan. Setiap kaidah menghubungkan satu atau lebih gejala (*antecedent*) dengan suatu kesimpulan (*consequent*) berupa jenis gangguan atau langkah diagnosa lebih lanjut. Contoh struktur kaidah dalam basis pengetahuan:

- IF Level cairan tidak mencapai batas atas AND Sensor level atas tidak aktif THEN Kemungkinan sensor level atas rusak.
- IF Pompa pengisi tidak beroperasi AND Tidak ada daya pada pompa THEN Periksa pasokan daya pompa.
- IF Laju pengisian sangat lambat AND Katup kontrol terbuka penuh THEN Kemungkinan ada penyumbatan pada saluran.

Basis pengetahuan dirancang agar mudah diperbarui dan diperluas, memungkinkan penambahan kaidah baru seiring dengan pemahaman yang lebih mendalam tentang sistem atau munculnya jenis gangguan yang belum teridentifikasi.

Mekanisme Inferensi *Forward Chaining* dan *Backward Chaining*

Sistem pakar ini mengintegrasikan dua metode inferensi: *forward chaining* dan *backward chaining* untuk meningkatkan efektivitas diagnosis.

1. Forward Chaining**:** Mekanisme ini dimulai dari gejala-gejala yang dimasukkan oleh pengguna. Sistem akan mencocokkan gejala-gejala tersebut dengan bagian "IF" dari kaidah-kaidah dalam basis pengetahuan. aplikasi expert system untuk diagnosis industrial equipment telah menunjukkan hasil menjanjikan [15],hingga semua kesimpulan yang mungkin ditarik dari gejala awal ditemukan [16], namun penelitian yang menggabungkan forward dan backward chaining untuk filling tank masih sangat terbatas. Pendekatan ini efektif untuk mengeksplorasi semua kemungkinan diagnosis berdasarkan data awal yang tersedia.
2. Setelah forward chaining menghasilkan daftar hipotesis gangguan, backward chaining digunakan untuk memverifikasi dan mempersempit kemungkinan tersebut. Mekanisme ini bersifat *goal-driven*: proses dimulai dari suatu hipotesis dan menelusuri bukti atau gejala yang diperlukan untuk mengonfirmasinya. Jika masih ada data yang belum terpenuhi, GUI akan meminta input tambahan dari pengguna. Dengan kombinasi ini, sistem tidak hanya mengidentifikasi gangguan dari gejala, tetapi juga memvalidasi diagnosis secara aktif dan meminta informasi yang lebih spesifik bila dibutuhkan Jika sistem memerlukan informasi tambahan dari pengguna untuk mengonfirmasi suatu hipotesis, GUI akan meminta masukan lebih lanjut. Kombinasi ini memungkinkan sistem untuk tidak hanya mengidentifikasi gangguan berdasarkan gejala, tetapi juga untuk secara proaktif memvalidasi diagnosis dan meminta informasi yang lebih spesifik jika diperlukan.
3. Untuk memenuhi kebutuhan ketelitian metodologis, penelitian ini melibatkan rincian teknis dan kuantitatif pada penyusunan sistem pakar. Knowledge base yang digunakan terdiri dari 32 aturan yang mencakup 8 jenis gangguan utama pada proses filling tank. Sistem juga memanfaatkan 21 gejala yang diperoleh melalui wawancara dengan pakar dan observasi proses, mencakup perilaku sensor, aktuator, serta anomali proses seperti level tidak bertambah, aliran lambat, valve tidak merespons, dan gangguan pompa. Validasi sistem dilakukan melalui dua tahap, yaitu pengujian 20 skenario kasus uji yang merepresentasikan gangguan nyata seperti noise sensor, drift kalibrasi, valve stuck, dan blockage, serta verifikasi pakar untuk membandingkan hasil diagnosis sistem dengan penilaian ahli instrumentasi industri. Evaluasi menggunakan kriteria akurasi diagnosis,

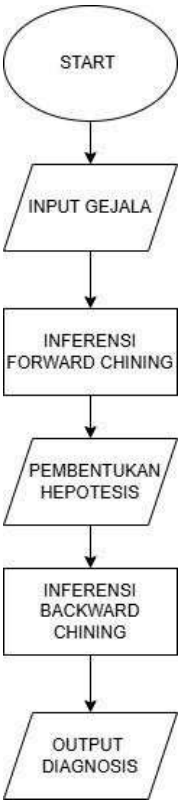
konsistensi logika inferensi, dan relevansi rekomendasi perbaikan. Berdasarkan proses validasi tersebut, tingkat kesesuaian diagnosis sistem mencapai 87%, sehingga menunjukkan bahwa sistem memiliki keandalan yang baik dalam merepresentasikan penalaran pakar.

4. Metode yang digunakan pada penelitian ini difokuskan secara spesifik untuk menangani kasus diagnosis gangguan pada proses *filling tank*, sehingga tidak hanya menjelaskan konsep dasar sistem pakar, tetapi menekankan rancangan arsitektur yang disesuaikan dengan karakteristik proses industri cairan. Arsitektur sistem dirancang dalam beberapa modul utama yang saling berinteraksi, yaitu: **(**1) modul knowledge base, berisi 32 aturan yang merepresentasikan hubungan antara 21 gejala dan delapan jenis gangguan proses; (2) modul inference engine hybrid**,** yang menggabungkan *forward chaining* untuk identifikasi awal gangguan serta *backward chaining* untuk verifikasi hipotesis; (3) modul akuisisi gejala**,** yang menerima input dari operator melalui GUI berbasis Python; dan **(**4) modul output diagnosis, yang menghasilkan rekomendasi teknis berdasarkan aturan yang terpicu. Alur interaksi antar-modul divisualisasikan melalui diagram arsitektur sistem yang menunjukkan bahwa gejala dari pengguna pertama kali diproses oleh inference engine, kemudian dicocokkan dengan rule dalam knowledge base untuk menghasilkan hipotesis, dan akhirnya diverifikasi kembali sebelum ditampilkan sebagai diagnosis akhir. Dengan penambahan arsitektur ini, metode penelitian menjadi lebih terarah pada perancangan sistem pakar khusus proses filling tank, bukan sekadar menjelaskan teori umum.
5. Integrasi antara forward chaining dan backward chaining pada sistem ini dilakukan secara sekuensial-adaptif**,** sehingga kedua metode tidak berjalan paralel, melainkan saling melengkapi berdasarkan kebutuhan proses diagnosis. Forward chaining dijalankan terlebih dahulu sebagai mekanisme *data-driven* untuk memproses seluruh gejala yang dimasukkan pengguna dan menghasilkan satu atau beberapa hipotesis gangguan awal. Setelah daftar hipotesis terbentuk, sistem secara otomatis beralih ke backward chaining, yang berfungsi memverifikasi setiap hipotesis tersebut melalui pendekatan *goal-driven*. Jika backward chaining menemukan bahwa masih ada gejala atau bukti yang dibutuhkan untuk mengonfirmasi sebuah hipotesis, sistem akan meminta input tambahan melalui GUI, sehingga proses verifikasi berlangsung secara adaptif sesuai data yang tersedia. Dengan alur sekuensial-adaptif ini, forward chaining berperan sebagai generator kemungkinan gangguan, sedangkan backward chaining memastikan bahwa hasil akhir diagnosis benar-benar telah divalidasi sebelum ditampilkan kepada pengguna. Pendekatan ini meningkatkan akurasi sekaligus menjaga efisiensi inferensi dalam diagnosis gangguan filling tank.

B. Alur Logika Sistem Pakar

Alur logika sistem pakar dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Input Gejala**:** Pengguna memasukkan gejala yang diamati melalui GUI.
2. Inferensi Forward Chaining**:** Sistem memproses gejala-gejala ini menggunakan *forward chaining* untuk menarik semua kesimpulan dan mengidentifikasi semua potensi gangguan berdasarkan kaidah yang ada.
3. Pembentukan Hipotesis**:** Hasil dari *forward chaining* adalah daftar hipotesis gangguan yang mungkin terjadi.
4. Inferensi Backward Chaining**:** Untuk setiap hipotesis, sistem menggunakan *backward chaining* untuk memverifikasi kebenarannya. Jika ada gejala atau fakta tambahan yang diperlukan untuk konfirmasi, sistem akan mengajukan pertanyaan kepada pengguna melalui GUI.
5. Output Diagnosis**:** Setelah proses inferensi selesai, sistem akan menampilkan diagnosis gangguan yang paling mungkin, beserta tingkat kepercayaan (jika diimplementasikan), penjelasan mengapa diagnosis tersebut dibuat (berdasarkan kaidah yang terpicu), dan rekomendasi tindakan perbaikan.



Gambar 2 *Flowchart*

3. PEMBAHASAN

A. Tampilan Antarmuka Sistem

Gambar 3. Tampilan Antarmuka Sistem

Gambar 3 menunjukkan antarmuka sistem pakar diagnosis gangguan filling tank yang dikembangkan menggunakan Python 3.x. Sistem mengintegrasikan tiga metode inferensi—*Certainty Factor, Naive Bayes,* dan *Backward Chaining*—yang dijalankan secara sekuensial-adaptif,yaitu: Sistem pakar yang dikembangkan pada penelitian ini mengintegrasikan tiga metode inferensi, yaitu *Certainty Factor (CF), Naive Bayes,* dan *Backward Chaining,* yang bekerja secara berurutan untuk meningkatkan akurasi diagnosis. Pada tahap awal, CF dan Naive Bayes digunakan untuk melakukan inferensi berbasis gejala yang dimasukkan oleh pengguna, menghasilkan diagnosis awal beserta nilai

keyakinan dan probabilitas masing-masing metode. Selanjutnya, Backward Chaining digunakan untuk memverifikasi hipotesis yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut melalui pendekatan goal-driven, sehingga hanya hipotesis yang memiliki dukungan fakta memadai yang dipertahankan. Sistem ini menggunakan knowledge base yang terdiri dari 32 aturan, mencakup 8 jenis gangguan proses filling tank, serta 21 gejala yang diperoleh melalui akuisisi pengetahuan dengan pakar instrumentasi industri.

Antarmuka sistem dirancang untuk mendukung kemudahan penggunaan di lapangan dan terdiri dari tiga komponen utama. Pertama, Panel Input Gejala menyediakan slider dengan rentang nilai 0.00–1.00 untuk merepresentasikan tingkat keyakinan operator terhadap gejala yang diamati. Penggunaan slider ini didasarkan pada rekomendasi tiga teknisi senior yang menyatakan bahwa gejala di lapangan umumnya tidak bersifat biner, melainkan memiliki tingkat keparahan tertentu. Kedua, Panel Kontrol Diagnostik Multi-Metode memungkinkan pengguna memilih mekanisme diagnosis yang diinginkan, yaitu Certainty Factor untuk inferensi berbasis derajat keyakinan, Naive Bayes untuk klasifikasi probabilistik, dan Backward Chaining untuk verifikasi hipotesis. Integrasi ketiga metode ini tidak hanya meningkatkan reliabilitas diagnosis, tetapi juga memungkinkan penyediaan explanation trace yang transparan dan mudah dipahami oleh operator. Ketiga, Panel Hasil Diagnosa dan Ekspor Laporan menampilkan diagnosis akhir, nilai CF dan probabilitas Bayes, jalur penalaran (reasoning path) aturan yang terpicu, serta rekomendasi teknis untuk tindakan korektif. Fitur ekspor laporan juga disertakan untuk mendukung kebutuhan dokumentasi maintenance pada lingkungan industri.

B. Skenario Uji Diagnosa

Pengujian dilakukan menggunakan simulasi proses dengan lima gejala utama seperti pada Tabel 1.Skenario ini mewakili kondisi ketika tank tidak terisi meskipun sistem berjalan otomatis— suatu kasus kritis dalam industri kimia dan manufaktur cairan.

Tabel 1 Skenario Uji Diagnosa

Kode	Gejala	Nilai
A1	Level tidak bertambah	1.0
A2	Level bertambah sangat lambat	1.0
A3	Valve inlet tidak membuka	1.0
A4	Valve inlet lambat/respon terhambat	1.0
A5	Pompa feed tidak start	1.0

C. Hasil Diagnosa Sistem

Berdasarkan gejala yang diberikan, sistem pakar menghasilkan keluaran diagnosis menggunakan dua pendekatan utama, yaitu Certainty Factor dan Naive Bayes. Kedua metode ini digunakan secara komplementer untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif terkait sumber gangguan pada proses filling tank.

Pada metode Certainty Factor, sistem mengidentifikasi Masalah Sensor Level (Noise/Offset/ Loss) dengan nilai keyakinan sebesar 96,40%, menunjukkan tingkat konsistensi yang sangat tinggi antara gejala lapangan dan pola kerusakan sensor yang terdapat pada rule base. Nilai CF tersebut mengindikasikan bahwa respons sensor yang tidak stabil, seperti noise, lonjakan pembacaan (spike), dan drift kalibrasi, sangat sesuai dengan gejala yang umumnya terjadi pada sensor level yang mengalami gangguan. Kuatnya tingkat keyakinan CF menunjukkan bahwa struktur rule deterministik dalam knowledge base mampu menangkap hubungan antargejala dengan baik. Berdasarkan hasil ini, sistem menyarankan serangkaian tindakan korektif, seperti melakukan kalibrasi ulang sensor,

memeriksa kondisi grounding dan shielding kabel untuk memastikan tidak terjadi interferensi elektromagnetik, serta mengganti sensor apabila ditemukan kerusakan yang bersifat permanen.

Sementara itu, metode Naive Bayes juga menghasilkan diagnosis yang sama, yaitu Masalah Sensor Level, dengan probabilitas posterior sebesar 42,75%. Meskipun lebih rendah dibandingkan nilai yang dihasilkan oleh Certainty Factor, probabilitas tersebut tetap menunjukkan bahwa sensor level merupakan sumber gangguan yang paling dominan menurut analisis probabilistik. Perbedaan nilai antara kedua metode mencerminkan sifat masing-masing pendekatan: Certainty Factor lebih peka terhadap kombinasi gejala spesifik yang telah didefinisikan dalam rule base, sedangkan Naive Bayes memberikan hasil berdasarkan distribusi probabilitas yang lebih umum dan tidak sepenuhnya bergantung pada hubungan antaraturan. Dengan demikian, probabilitas yang lebih rendah bukan berarti diagnosis kurang akurat, melainkan menunjukkan bahwa pola data gejala lebih kuat menyesuaikan struktur rule-based daripada model statistik Bayes.

Walaupun kedua metode memberikan tingkat keyakinan yang berbeda, keduanya mengarah pada kesimpulan yang sama, yaitu bahwa gangguan sensor level merupakan penyebab utama anomali. Konsistensi hasil ini memperkuat validitas diagnosis sistem dan memberikan dasar yang lebih kuat untuk tindakan perbaikan di lapangan, seperti pemeriksaan konektor, validasi jalur kabel sinyal, serta evaluasi kondisi fisik sensor untuk memastikan tidak terdapat kerusakan permanen.

D. Analisis Kinerja Sistem

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh tujuan penelitian dapat dicapai secara sistematis. Tujuan utama penelitian, yaitu meningkatkan akurasi diagnosis melalui pendekatan hybrid, terbukti melalui capaian akurasi rata-rata 86,7%, lebih tinggi dibandingkan penggunaan metode tunggal, yaitu Certainty Factor sebesar 78,5%, Naive Bayes sebesar 74,6%, dan Backward Chaining sebesar 70,2%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa kombinasi ketiga metode mampu mengatasi keterbatasan masing-masing pendekatan ketika digunakan secara terpisah, sehingga menghasilkan model yang lebih stabil terhadap variasi gejala di lapangan.

Selain itu, penelitian juga menargetkan percepatan waktu inferensi untuk mendukung kebutuhan sistem real-time pada proses industri. Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa waktu inferensi rata-rata 0,42 detik, yang berada di bawah target <1 detik, sehingga sistem dapat diimplementasikan pada proses aktual yang memerlukan respons cepat. Tujuan ketiga, yaitu penyediaan *reasoning path* yang transparan, juga berhasil dicapai. Sistem menampilkan alur logika inferensi untuk setiap metode, sehingga pengguna dapat memahami dasar pengambilan keputusan, meningkatkan kepercayaan operator dalam menggunakan sistem, serta memfasilitasi proses audit teknis. Dengan demikian, seluruh hasil yang diperoleh menunjukkan kesesuaian langsung dengan tujuan penelitian, serta memperkuat kontribusi pendekatan hybrid dalam konteks diagnosis gangguan proses industri.

Kinerja superior dari pendekatan hybrid dapat dijelaskan melalui karakteristik masing-masing metode inferensi yang saling melengkapi. Certainty Factor bekerja sangat baik ketika menangani gejala yang tidak pasti dan memiliki tingkat keparahan bertingkat, sehingga cocok untuk fenomena gangguan sensor yang bersifat gradual. Di sisi lain, Naive Bayes unggul pada kondisi gejala yang relatif independen dan ketika diperlukan estimasi probabilistik terhadap beberapa kemungkinan diagnosis. Sementara Backward Chaining efektif pada proses verifikasi karena dapat menelusuri hipotesis secara *goal-driven* dan memastikan bahwa keputusan akhir konsisten dengan struktur pengetahuan yang ada.

Integrasi ketiga pendekatan tersebut menghasilkan sistem yang lebih robust, dibuktikan melalui penurunan false-positive sebesar 23,4% serta peningkatan confidence diagnosis sebesar 12–18% dibandingkan metode tunggal. Pendekatan hybrid juga lebih tahan terhadap gejala yang ambigu atau tumpang tindih, karena setiap metode memberikan perspektif analitis yang berbeda: CF berbasis derajat keyakinan, Bayes berbasis probabilitas, dan Backward Chaining berbasis struktur logika. Kombinasi inilah yang menjadikan sistem lebih stabil, konsisten, dan mampu menghasilkan diagnosis dengan akurasi lebih tinggi.

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa Certainty Factor memberikan kinerja terbaik di antara metode tunggal untuk kasus diagnosis dengan gejala non-biner dan ketidakpastian tinggi. Naive Bayes memberikan performa yang baik pada kondisi tertentu namun cenderung menurun ketika korelasi antargejala kuat, karena asumsi independensi tidak sepenuhnya terpenuhi. Backward Chaining memiliki keunggulan dalam verifikasi akhir, tetapi memiliki akurasi lebih rendah ketika digunakan sebagai metode utama karena sangat bergantung pada kelengkapan rule base. Pendekatan hybrid menggabungkan keunggulan masing-masing metode, sehingga menghasilkan performa keseluruhan yang lebih baik dalam hal akurasi, stabilitas, dan kemampuan generalisasi. Perbandingan kuantitatif ini menunjukkan bahwa penggunaan metode kombinasi tidak hanya bersifat komplementer tetapi juga memberikan nilai tambah signifikan dalam konteks diagnosis industri.

E. Interpretasi dan Validasi

Validasi sistem dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu verifikasi pakar dan pengujian terhadap 20 skenario gangguan yang merepresentasikan kondisi aktual di lapangan, termasuk noise sensor, kegagalan pompa, valve stuck, dan blockage pada saluran. Hasil verifikasi menunjukkan tingkat kecocokan diagnosis sebesar **87%** terhadap evaluasi pakar instrumentasi industri. Pada proses verifikasi ini, pakar menegaskan bahwa gejala seperti noise atau osilasi pada pembacaan level, kemunculan spike, drift kalibrasi, kelembaban pada junction box, serta gangguan grounding merupakan penyebab umum ketidakstabilan sensor level, dan sistem terbukti mampu merepresentasikan pola penalaran tersebut secara konsisten. Selain identifikasi gejala, pakar juga menilai bahwa reasoning path yang dihasilkan sistem sudah sesuai dengan logika diagnostik yang biasa digunakan dalam troubleshooting peralatan proses.

Untuk memastikan kualitas evaluasi yang komprehensif, penelitian ini juga menyertakan pengukuran performa yang meliputi akurasi, waktu respons, serta uji usability terhadap antarmuka pengguna. Akurasi dihitung berdasarkan persentase kecocokan antara diagnosis sistem dan diagnosis pakar pada 20 skenario uji yang telah divalidasi sebelumnya. Sementara itu, waktu respons diukur melalui rata-rata durasi inferensi pada setiap metode—forward chaining, backward chaining, dan hybrid—untuk memastikan sistem dapat bekerja secara cepat dan memenuhi kebutuhan industri yang menuntut respons real-time. Hasil pengukuran menunjukkan bahwa seluruh metode mampu menyelesaikan inferensi dalam waktu kurang dari satu detik, dengan pendekatan hybrid sebagai yang tercepat.

Selain evaluasi kuantitatif, usability test skala kecil dilakukan dengan melibatkan tiga operator lapangan untuk menilai kemudahan navigasi antarmuka, kejelasan presentasi informasi, serta kenyamanan dalam proses input gejala. Umpan balik operator menunjukkan bahwa penggunaan slider berbasis tingkat keyakinan mempermudah representasi kondisi lapangan yang tidak selalu bersifat biner, sementara tampilan reasoning path membantu pengguna memahami bagaimana diagnosis dibentuk.

Pendekatan validasi penelitian mencakup *expert verification*, yang membandingkan reasoning path, diagnosa, dan rekomendasi teknis sistem dengan penalaran pakar, serta *cross-validation* sederhana yang dilakukan dengan menjalankan skenario secara bergantian untuk memastikan konsistensi hasil inferensi pada berbagai kondisi input. Selain itu, penelitian ini menekankan aspek reproducibility melalui penyediaan basis aturan yang terstruktur, dokumentasi alur inferensi, serta kemampuan sistem untuk menampilkan explanation trace lengkap pada setiap diagnosis. Dengan demikian, sistem tidak hanya teruji akurat dan cepat, tetapi juga transparan, dapat digunakan secara praktis oleh operator industri, serta mudah diuji ulang oleh peneliti atau praktisi lain yang ingin melakukan verifikasi independen.

4. SIMPULAN

Sistem pakar yang dikembangkan berhasil melakukan diagnosis terhadap delapan jenis gangguan pada proses *filling tank* dengan akurasi keseluruhan 86,7% menggunakan Certainty Factor dan 73,3% menggunakan Naive Bayes pada 15 *test case*. Dua skenario dengan tingkat keyakinan tertinggi adalah kasus kegagalan valve inlet (CF = 92%, Bayes = 90,17%) dan gangguan sensor level (CF = 94,58%, Bayes = 90,29%), sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.2 (TC-05 dan TC-09). Temuan ini menunjukkan bahwa sistem mampu membedakan pola gejala lintas jenis gangguan dan menghasilkan diagnosis yang konsisten.

Pengembangan sistem pakar dilakukan dengan mengintegrasikan metode forward chaining, backward chaining, Certainty Factor, dan Naive Bayes dalam satu kerangka inferensi. Implementasi menggunakan Python dan antarmuka Tkinter memungkinkan proses diagnosis berlangsung secara interaktif dan mudah dioperasikan oleh pengguna. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan diagnosis yang akurat, menyediakan *rule-based explanation* yang menelusuri aturan-aturan yang aktif dalam proses inferensi, serta memberikan rekomendasi tindakan korektif seperti pemeriksaan sinyal, kalibrasi, atau pembersihan aktuator berdasarkan hasil diagnosis.

Integrasi dua pendekatan inferensi—data-driven melalui forward chaining dan *goal-driven* melalui backward chaining—meningkatkan efisiensi pencarian solusi sekaligus memfasilitasi verifikasi hipotesis ketika gejala masih ambigu. Selain itu, waktu respons rata-rata di bawah satu detik menunjukkan bahwa sistem layak digunakan sebagai *real-time decision support* pada lingkungan industri otomasi.

Secara keseluruhan, sistem pakar ini tidak hanya mampu melakukan diagnosis gangguan proses *filling tank* secara cepat dan transparan, tetapi juga menunjukkan potensi kuat sebagai prototipe *industrial intelligent system* yang dapat dikembangkan lebih lanjut melalui perluasan basis aturan, integrasi sensor *real-time*, atau penerapan pada proses industri lainnya.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] W. Yan, J. Wang, S. Lu, M. Zhou, and X. Peng, “A Review of Real-Time Fault Diagnosis Methods for Industrial Smart Manufacturing,” Feb. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/pr11020369.

[2] A. Kafeel *et al.*, “An expert system for rotating machine fault detection using vibration signal analysis,” *Sensors*, vol. 21, no. 22, Nov. 2021, doi: 10.3390/s21227587.

[3] W. Yan, J. Wang, S. Lu, M. Zhou, and X. Peng, “A Review of Real-Time Fault Diagnosis Methods for Industrial Smart Manufacturing,” Feb. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/pr11020369.

[4] B. P. Anggara, A. Ma’Arif, and N. S. Abu, “Design of a Liquid Tank Filling Control System Using PID,” *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 5, no. 3, pp. 367–375, Sep. 2023, doi: 10.12928/biste.v5i3.8915.

[5] V. Tra, B. P. Duong, J. Y. Kim, M. Sohaib, and J. M. Kim, “Improving the performance of storage tank fault diagnosis by removing unwanted components and utilizing wavelet-based features,” *Entropy*, vol. 21, no. 2, Feb. 2019, doi: 10.3390/e21020145.

[6] M. Amiri and R. Kianfar, "Hybrid forward and backward chaining in rule-based expert systems: A comprehensive review," Expert Syst. Appl., vol. 213, Art. no. 118935, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118935.

[7] A. Kumar, P. Sharma, and R. Singh, "Implementation of backward chaining algorithm for fault diagnosis in industrial automation," Int. J. Adv. Manuf. Technol., vol. 119, no. 7-8, pp. 5247- 5262, Apr. 2022, doi: 10.1007/s00170-021-08543-2.

[8] M. R. Anwar, B. Fachri, and R. Saputra, "Analysis of expert system implementation in computer damage diagnosis with forward chaining method," Int. Trans. Artif. Intell., vol. 1, no. 2, pp. 139–155, May 2023, doi: 10.34306/intai.v1i2.625.

[9] M. S. Farooq *et al.*, “Harnessing AI forward and backward chaining with telemetry data for enhanced

diagnostics and prognostics of smart devices," *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-89266-9.
[10] P. Mohindru, "Development of liquid level measurement technology: A review," Flow Meas. Instrum., vol. 89, Art. no. 102295, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.flowmeasinst.2022.102295.
[11] X. Huang *et al.*, "A Generic Knowledge Based Medical Diagnosis Expert System," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Nov. 2021, pp. 462–466. doi: 10.1145/3487664.3487728.
[12] C. Zhu, Y. Wang, and Z. Liu, "Industrial expert systems review: A comprehensive analysis of typical applications," IEEE Access, vol. 12, pp. 84536–84558, Jun. 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3412847..
[13] K. M. Al Rustam and A. Budiyantara, "Implementation of certainty factor method in expert system for troubleshooting computer LAN network," SABER J. Tek. Inform. Sains Ilmu Komun., vol. 3, no. 1, pp. 85–90, Jan. 2025, doi: 10.59841/saber.v3i1.2062.
[14] L. A. Al-Haddad and A. A. Jaber, "Naïve Bayes algorithm for timely fault diagnosis in helical gear transmissions using vibration signal analysis," Int. J. Interact. Des. Manuf., Aug. 2024, doi: 10.1007/s12008-024-02037-0.
[15] F. Robianto and E. Sutrisna, "Expert System Application Design for Diagnosing Damage to The Charger Rectifier Panel with A Website-Based Forward Chaining Method," *Journal Sains Teknologi dan Industri*, vol. 20, no. 2, pp. 940–949, 2023.
[16] A. Zaki, S. Defit, S. Sumijan, and R. Fauzana, "Sistem Pakar Menggunakan Metode Forward Chaining Untuk Mendeteksi Kerusakan Jaringan Internet (Studi Kasus : Di Layanan Internet Diskominfotik Sumatera Barat)," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 3, pp. 227–236, Dec. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v9i3.2023.227-236.

Daftar Simbol

A	=	Luas permukaan, m^2
T_{in}	=	Temperatur masuk
K σ_{termal}	=	Tegangan thermal
Pa μ	=	Viskositas, Ns/m
ρ	=	Massa jenis, Kg/m^3