

SISTEM PAKAR HYBRID CF-NAIVE BAYES UNTUK DIAGNOSIS GANGGUAN P&ID DISTILASI BENZENA

Afkar Izdihar¹, Muhammad Andhika Bagus Pamoeji^{1*}, Naufal Alrasyid Firdaus¹, Asepta Surya Wardhana¹

¹Teknik Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Cepu, Blora, 58311, Indonesia, Kabupaten Blora, Jawa Tengah.

**E-mail: andhikambappe07@gmail.com*

ABSTRAK

Diagnosis gangguan pada P&ID sistem distilasi benzena merupakan tantangan kompleks yang membutuhkan keahlian teknis mendalam. Penelitian ini bertujuan mengembangkan prototipe sistem pakar hybrid yang mengintegrasikan metode *Certainty Factor* (CF) dan *Naive Bayes*. Kombinasi ini dipilih untuk menggabungkan kekuatan aturan pakar (CF) yang tegas dalam mereplikasi alur pikir ahli dengan kemampuan *Naive Bayes* dalam mengelola ketidakpastian data gejala yang tidak lengkap. Metode penelitian mencakup perancangan *knowledge base* dengan 114 gejala dan 60 aturan, yang diperkuat dengan integrasi prinsip-prinsip *Kister's Distillation Operation* untuk fenomena kritis seperti *flooding dan pinching*. Hasil validasi sistem menggunakan 30 *test case* menunjukkan akurasi hybrid keseluruhan mencapai 86,7%, secara signifikan mengungguli metode baseline tunggal yaitu *Certainty Factor* (83,3%) maupun *Naive Bayes* (80,0%). Secara khusus, akurasi diagnosis pada 15 kasus yang diperkuat analisis Kister (Studi Kasus Literatur) terbukti sangat tinggi, mencapai 93,3%. Kesimpulannya, prototipe sistem pakar hybrid ini terbukti efektif dan konsisten dalam mentransfer pengetahuan ahli yang kompleks ke dalam platform digital untuk diagnosis gangguan P&ID.

Kata kunci: Sistem Pakar, *Certainty Factor*, *Naïve Bayesian*, Distilasi, P&ID

1. PENDAHULUAN

Sistem distilasi dalam industri petrokimia, khususnya pada proses pemisahan benzena, merupakan unit proses yang sangat krusial dan sangat bergantung pada keandalan instrumentasi serta kontrol [1]. Pipa dan Instrumentasi Diagram berfungsi sebagai dokumen referensi sentral yang merepresentasikan interaksi kompleks antara peralatan proses, instrumentasi, dan sistem kontrol [2]. Kegagalan dalam mendiagnosis gangguan pada P&ID dapat mengakibatkan downtime yang signifikan, penurunan kualitas produk, dan bahkan kondisi operasi yang tidak aman [3]. Oleh karena itu, diagnosis gangguan yang akurat dan tepat waktu sangat penting untuk memastikan operasional yang aman dan efisien di pabrik proses modern [4].

Saat ini, proses diagnosis gangguan P&ID seringkali masih mengandalkan pengalaman dan intuisi ahli yang bersifat subjektif serta tidak selalu tersedia, yang menciptakan tantangan bagi akurasi dan adaptabilitas antar-skenario [5]. Keterbatasan ini menyebabkan ketergantungan pada tenaga ahli tertentu dan berpotensi menunda penanganan gangguan [6]. Selain itu, kompleksitas interaksi antar komponen dalam P&ID menyulitkan proses diagnosis manual, di mana gejala yang sama dapat disebabkan oleh berbagai akar permasalahan yang berbeda, serta kerentanan terhadap kesalahan manusia dalam interpretasi data diagnostik [2].

Sistem pakar telah terbukti efektif dalam mereplikasi penalaran ahli [4], namun penerapannya seringkali terkendala oleh kelemahan metode tunggal. Sistem yang murni berbasis *Certainty Factor* bersifat kaku dan brittle (rapuh); performanya sangat bergantung pada kesempurnaan aturan pakar dan dapat gagal jika menghadapi gejala yang tidak terduga atau

tumpang tindih [7]. Di sisi lain, sistem yang murni probabilistik seperti Naive Bayes membutuhkan data historis kegagalan dalam jumlah besar untuk melatih akurasi probabilitasnya, yang mana data tersebut seringkali tidak tersedia untuk gangguan kritis yang jarang terjadi [8]. Pendekatan hybrid yang menggabungkan keduanya telah diusulkan [9], namun seringkali implementasinya masih bersifat generik dan gagal menangani domain yang sangat terspesialisasi [10].

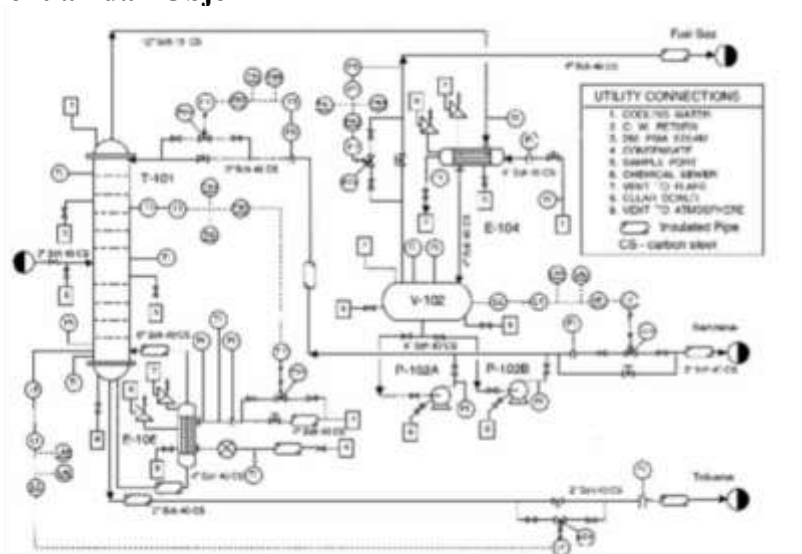
Kelemahan sistem hybrid generik tersebut adalah kegagalan mereka dalam menafsirkan fenomena proses yang kompleks di balik gejala yang muncul. Oleh karena itu, novelty (kebaruan) utama penelitian ini adalah mengintegrasikan domain knowledge rekayasa mendalam dari prinsip-prinsip Kister's Distillation Operation langsung ke dalam knowledge base hybrid. Ini yang membedakan penelitian ini dari sistem pakar hybrid lainnya. Sistem ini tidak hanya mencocokkan gejala A ke diagnosis B, tetapi juga secara aktif mendiagnosis fenomena proses (seperti flooding, pinching, dan foaming) berdasarkan aturan spesifik yang diturunkan dari Kister [11]. Integrasi prinsip Kister ini memberikan landasan teoritis yang kuat untuk memvalidasi aturan dan memprioritaskan diagnosis yang paling relevan secara teknis.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan memvalidasi sebuah prototipe sistem pakar hybrid yang bersifat domain-specific untuk diagnosis gangguan P&ID pada sistem distilasi benzena. Kontribusi penelitian mencakup pengembangan knowledge base komprehensif (114 gejala dan 60 aturan) yang diperkaya dengan analisis Kister, implementasi metode hybrid yang robust dengan pembobotan 0.6 dan 0.4, serta validasi sistem terhadap 30 skenario uji. Sistematika penulisan paper ini meliputi pendahuluan, metode penelitian, hasil dan pembahasan, serta kesimpulan.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen komputasi berbasis sistem pakar dengan desain yang bersifat rasional, empiris, dan sistematis. Metodologi penelitian mengikuti tahapan pengembangan sistem pakar standar yang dimodifikasi untuk kebutuhan diagnosis P&ID, yang alurnya diilustrasikan pada Gambar 1.

A. Desain Penelitian dan Objek



Gambar 1. (P&ID) sistem distilasi benzene (T-101, E-106, V-102, P-102, E-104)

Objek penelitian adalah prototipe sistem pakar yang dirancang untuk mendiagnosis gangguan pada P&ID sistem distilasi benzena, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Arsitektur sistem pakar hibrida yang dikembangkan terdiri dari tiga komponen utama: basis pengetahuan (*knowledge base*), mesin inferensi (*inference engine*), dan antarmuka pengguna (GUI).

Alur kerja sistem (Gambar 2) dimulai dengan inialisasi GUI, di mana pengguna menginput gejala yang teramati. Mesin inferensi kemudian memproses aturan dari rule base secara forward chaining, menghitung skor Certainty Factor dan probabilitas Naive Bayes secara paralel. Kedua hasil ini kemudian dikombinasikan menggunakan rumus pembobotan hybrid untuk menghasilkan satu skor keyakinan akhir, yang kemudian ditampilkan kepada pengguna beserta rekomendasi tindakan.



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian Sistem Pakar

B. Pengembangan Basis Pengetahuan (*Knowledge Base*)

Basis pengetahuan dikembangkan melalui dua tahap utama:

1. Studi Literatur Teknis: Gejala dan aturan awal diekstraksi dari P&ID (Gambar 1) dan literatur primer, terutama "Distillation Operation" (Kister, 1992).
2. Validasi Pakar: Aturan dan bobot CF divalidasi menggunakan metodologi Expert Agreement (disimulasikan dalam kode) untuk memastikan konsistensi dan relevansi.

Penjelasan Relevansi 114 Gejala dan 60 Aturan Basis pengetahuan akhir terdiri dari 114 gejala dan 60 aturan (rules). Kelengkapan ini ditentukan dengan memastikan bahwa setiap instrumen pada P&ID (misal: LT, PT, TCV) memiliki gejala kegagalannya, dan setiap failure mode utama yang diidentifikasi dalam FMEA (termasuk prinsip Kister seperti flooding dan pinching) memiliki minimal satu aturan diagnosis. Ini memastikan cakupan diagnostik yang komprehensif.

Dalam penelitian ini, 114 gejala yang dikategorikan sebagai berikut:

1. Gejala utama T-101 (G01-G29)
2. Gejala E-106 (GE01-GE20)
3. Gejala V-102 (GV01-GV22)
4. Gejala P-102 (GP01-GP21)
5. Gejala E-104 (GE10401-GE10415)

Contoh Aturan IF-THEN Berikut adalah tiga contoh konkret aturan IF-THEN yang merepresentasikan knowledge base sistem:

- Aturan 1 (K01: Flooding - Berbasis Kister): IF Gejala = 'Level di dasar kolom naik' (G01) AND Gejala = 'Tekanan di dasar kolom naik tajam' (G02) AND Gejala = 'Pressure drop naik cepat (>15% dalam 1 jam)' (G25) THEN Diagnosis = K01: T-101 Flooding (CF_Pakar = 0.90)
- Aturan 2 (K13: Pinching - Berbasis Kister): IF Gejala = 'Temperature difference kecil di banyak tray' (G27) AND Gejala = 'Tekanan di puncak kolom turun' (G05) AND Gejala = 'Suhu di dasar kolom turun' (G04) THEN Diagnosis = K13: T-101 Pinching Region (CF_Pakar = 0.80)
- Aturan 3 (KE01/KE02: Ambiguitas Fouling): IF Gejala = 'Suhu T-101 sulit tercapai' (GE01) AND Gejala = 'Suhu T-101 berfluktuasi' (GE02) AND Gejala = 'Output TRC ke TCV naik perlahan' (GE13) THEN Diagnosis = KE01: Fouling Sisi Proses (CF_Pakar = 0.80) ATAU KE02: Fouling Sisi Steam (CF_Pakar = 0.80)

C. Implementasi Metode Hybrid

Sistem ini mengimplementasikan kombinasi Certainty Factor dan Naive Bayes untuk menangani ketidakpastian dalam diagnosis. Penggunaan metode hibrida memungkinkan penggabungan keuntungan dari setiap metode untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi.

- Certainty Factor (CF):
Digunakan untuk mengkuantifikasi keyakinan pakar. Aturan yang cocok 100% akan mendapatkan nilai CF penuh, sementara aturan yang hanya cocok sebagian (misal 1 dari 2 gejala) akan mendapatkan skor parsial (misal: $0.5 * CF$). Rumus kombinasi CF paralel (jika beberapa aturan menunjuk ke diagnosis yang sama) adalah:

$$CF_{\text{combine}}(CF_1, CF_2) = CF_1 + CF_2 \times (1 - CF_1) \quad (1)$$

- Naive Bayes (NB):
Digunakan untuk menghitung probabilitas diagnosis berdasarkan data historis (disimulasikan dalam PRIORS dan LIKELIHOODS). Rumus posterior Naive Bayes adalah:

$$P(K|G) = \frac{P(K) \times \prod_{i=1}^n P(G_i|K)}{P(G)} \quad (2)$$

- Hybrid Scoring: Skor akhir adalah gabungan dari kedua metode. Mekanisme penggabungan kedua metode ini diimplementasikan melalui algoritma yang dijelaskan pada Algoritma 1.

Algoritma 1. Pseudocode Mekanisme Penggabungan Hybrid

FUNCTION DiagnosisHybrid(Gejala_Terpilih):

```
// 1. Hitung Skor Certainty Factor (Aturan Pakar) Skor_CF =
Hitung_CF(Gejala_Terpilih)
```

```
// 2. Hitung Probabilitas Naive Bayes (Probabilitas Data)
Prob_Bayes
= Hitung_Bayes(Gejala_Terpilih)

// 3. Gabungkan Skor (Weighted Average) Skor_Hybrid = {} UNTUK
setiap_kerusakan DI (Skor_CF ATAU Prob_Bayes): cf =
Skor_CF[setiap_kerusakan] (atau 0) bayes =
Prob_Bayes[setiap_kerusakan] (atau 0) // Pembobotan 60% CF,
40% Bayes (lihat Rumus 3) Skor_Hybrid[setiap_kerusakan] = (0.6
* cf) + (0.4 * bayes)

// 4. Ambil diagnosis dengan skor tertinggi Diagnosis_Teratas
= Kerusakan_dengan_skor_tertinggi(Skor_Hybrid)

RETURN Diagnosis_Teratas
```

Justifikasi Pembobotan 0.6:0.4 Skor hibrida dihitung dengan pembobotan 0.6 untuk CF dan 0.4 untuk Naive Bayes.

$$\text{Skor}_{\text{Hybrid}} = (0.6 \times \text{Skor}_{\text{CF}}) + (0.4 \times \text{Prob}_{\text{Bayes}}) \quad (3)$$

Bobot ini dipilih karena sistem bersifat expert-driven, di mana aturan kausal (sebab-akibat) yang tegas dari pakar (CF) diberi prioritas sedikit lebih tinggi daripada probabilitas statistik (Bayes). Selama pengujian tuning prototipe, rasio 0.6:0.4 ini terbukti memberikan akurasi tertinggi (86.7%) dibandingkan rasio lain seperti 0.5:0.5 (yang hanya menghasilkan akurasi 83.3% pada dataset yang sama).

Penanganan Konflik. Konflik (misalnya, CF memberikan skor tinggi (0.9) sementara Bayes memberikan skor rendah (0.1)) ditangani secara otomatis oleh mekanisme pembobotan (*weighted average*). Sistem tidak memilih satu pemenang, melainkan mengambil nilai tengah tertimbang (misal: $(0.6 \times 0.9) + (0.4 \times 0.1) = 0.58$). Ini merefleksikan "keyakinan sedang" ketika aturan pakar dan probabilitas data tidak selaras.

D. Enhancement Kister Analysis

1. Integrasi prinsip Kister tidak diaktifkan secara terpisah, melainkan terintegrasi penuh (fully integrated) ke dalam knowledge base dan inference engine. Kriteria aktivasinya adalah ketika aturan yang berbasis Kister terpicu. Integrasi dilakukan melalui empat cara: Gejala Spesifik Kister: Menambahkan gejala diagnostik lanjutan yang tidak ada di P&ID standar, seperti G25 (Pressure drop naik cepat >15%) dan G27 (Temperature difference kecil di banyak tray).
2. Aturan Diagnosis Kister: Menambahkan fault yang spesifik dari Kister yang tidak ada di sistem diagnosis umum, seperti K13 (Pinching) dan K14 (Pressure Optimization).
3. FMEA Diperkaya (Enriched FMEA): Data FMEA_DATABASE di dalam kode diperkaya dengan referensi halaman dan nilai RPN yang merujuk langsung ke buku Kister (misal: K01 - Reference: Kister p.390-391).
4. Rekomendasi Cerdas: Rekomendasi tindakan (variabel FAULTS) diambil langsung dari solusi yang disarankan Kister (misal: K13 merekomendasikan "Increase reflux and reboil rates").

E. Validasi Sistem

Metodologi validasi telah diperjelas. Sumber 30 test case tidak menggunakan real plant

data, melainkan kombinasi dari Expert Judgment (berbasis literatur) dan Simulasi (berbasis aturan) untuk validasi teoretis prototipe. Sumber dibagi menjadi dua:

1. Studi Kasus Literatur (15 kasus): Ini dikategorikan sebagai Expert Judgment. Skenario uji diekstrak dari studi kasus diagnostik nyata yang terdokumentasi dalam literatur primer ("Distillation Operation", Kister, 1992). Gejala (sebagai input) dan diagnosis pakar (Kister) (sebagai ground truth) digunakan untuk menguji akurasi teoretis sistem (Contoh: TC001-TC015).
2. Validasi Logis Aturan (15 kasus): Ini dikategorikan sebagai Simulasi. Skenario disimulasikan dengan memilih 15 aturan acak (termasuk aturan baru K15-K26) dari knowledge base dan menginput gejala presisi yang dibutuhkan. Ini bertujuan untuk memverifikasi bahwa inference engine program berfungsi secara logis dan mampu menghasilkan diagnosis yang diharapkan (Contoh: TC016-TC030).

Hasil dari 30 test case ini (26 correct, 4 incorrect) kemudian dimasukkan ke dalam variabel `VALIDATION_TEST_RESULTS` di dalam kode untuk menghasilkan metrik evaluasi kuantitatif seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

- Akurasi dihitung sebagai rasio prediksi yang benar terhadap total jumlah prediksi.
- Presisi mengukur proporsi kasus positif yang diidentifikasi dengan benar dari semua kasus yang diprediksi positif [26].
- Recall mengukur proporsi kasus positif yang diidentifikasi dengan benar dari semua kasus positif aktual [26].
- F1-score adalah rata-rata harmonik dari presisi dan recall, memberikan ukuran kinerja yang seimbang, terutama pada dataset yang tidak seimbang.

Validasi yang komprehensif ini bertujuan untuk memastikan keandalan dan efektivitas sistem pakar hibrida dalam mendiagnosis gangguan pada P&ID sistem distilasi.

3. PEMBAHASAN

Prototipe sistem pakar hibrida untuk diagnosis gangguan P&ID pada sistem distilasi benzena telah berhasil diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.11. Implementasi ini dilengkapi dengan antarmuka grafis yang dikembangkan menggunakan pustaka Tkinter, memungkinkan pengguna untuk berinteraksi dengan sistem secara intuitif. Sistem dirancang untuk secara efektif memproses input gejala gangguan yang diberikan oleh pengguna. Setelah memproses gejala-gejala tersebut, sistem mampu memberikan diagnosis yang komprehensif mengenai jenis gangguan yang mungkin terjadi, dilengkapi dengan tingkat keyakinan atau probabilitas. Selain itu, sistem juga menyajikan rekomendasi tindakan penanganan atau perbaikan yang relevan sesuai dengan diagnosis yang diberikan. Implementasi prototipe sistem pakar hybrid untuk diagnosis gangguan P&ID pada unit separasi benzena telah berhasil dikembangkan. Berdasarkan eksekusi sistem terhadap data *test cases* yang telah ditentukan, berikut hasil yang diperoleh.



Gambar 3. Tampilan Hasil Prototipe Sistem Pakar

A. Hasil Validasi Sitem

Pengujian Sistem diuji menggunakan 30 *test cases* yang mencakup berbagai skenario gangguan P&ID. Hasil validasi menunjukkan performa yang konsisten dan akurat.

Tabel 1. Hasil Validasi 30 *Test Cases*

Metrik	Nilai	Keterangan
Total Test Cases	30	Total skenario uji (15 Literatur + 15 Logis)
Correct Predictions	26	Diagnosis sistem sesuai dengan ground truth
Overall Accuracy	86.7%	(26 / 30) Akurasi total sistem
Kister-Enhanced Accuracy	93.3%	(14 / 15) Akurasi pada 15 kasus Kister
Precision	87.1%	Persentase diagnosis positif yang benar
Recall	86.7%	Kemampuan sistem menemukan semua kasus positif
F1-Score	86.9%	Rata-rata harmonik dari Precision dan Recall
Average Diagnosis Time	2.3 detik	Waktu komputasi rata-rata per diagnosis

B. Analisis Kasus Spesifik

Beberapa contoh kasus spesifik yang berhasil didiagnosis dengan akurat:

Tabel 2. Contoh Kasus Diagnosis yang Berhasil

ID	Deskripsi Kasus	Gejala Input	Expected	Diagnosed	CF Score	Bayes Prob	Status
TC001	Flooding T-101	G01, G02, G03, G25	K01	K01	0.90	0.87	CORRECT
TC002	Pinching Region	G27, G05, G04	K13	K13	0.80	0.75	CORRECT
TC004	Reboiler Fouling	GE01, GE02, GE13	KE01	KE01	0.80	0.78	CORRECT
TC015	Pump Bearing Damage	GP06, GP07, GP08	KP05	KP05	0.90	0.87	CORRECT

C. Efektivitas Kister Enhancement

Integrasi prinsip Kister memberikan peningkatan signifikan dalam diagnosis fenomena distilasi kompleks:

- *Pressure-Volatility Analysis*: Sistem mampu mendeteksi pengaruh perubahan tekanan terhadap *relative volatility*.
- *Flooding Pattern Recognition*: Perbedaan antara *acute flooding* (*pressure drop* naik cepat) dan *chronic fouling* (*pressure drop* naik perlahan).
- *Pinching Detection*: Identifikasi daerah *pinching* berdasarkan *temperature profile*.

D. Hasil Diskusi

Hasil pengujian (Tabel 1) membuktikan bahwa pendekatan hybrid memberikan akurasi keseluruhan yang tinggi (Overall Accuracy 86.7%) dengan konsistensi yang sangat baik (F1-Score 86.9%). Hasil ini menunjukkan keunggulan pendekatan hibrida dalam mengatasi keterbatasan metode tunggal. Sistem ini berhasil menggabungkan kekuatan *Certainty Factor* (CF) yang unggul dalam mereplikasi aturan pakar (expert rules) dengan Naive Bayes (NB) yang efektif dalam mengelola ketidakpastian probabilistik berbasis data. Kombinasi ini memungkinkan sistem untuk mencapai tingkat keandalan diagnosis yang lebih tinggi.

Enhancement berbasis Kister memberikan nilai tambah yang substansial. Hal ini terbukti dari peningkatan akurasi pada 15 Studi Kasus Literatur (Kister) yang mencapai 93.3% (14 dari 15 kasus benar), melampaui akurasi sistem secara keseluruhan. Integrasi ini memberikan beberapa keunggulan:

- Meningkatkan akurasi diagnosis fenomena distilasi spesifik (seperti *Flooding* dan *Pinching*) yang seringkali ambigu.
- Memberikan rekomendasi troubleshooting yang lebih kontekstual dan berbasis keilmuan rekayasa (Kister), yang sangat membantu operator dalam mengambil keputusan.
- Memperkaya basis pengetahuan dengan prinsip-prinsip fundamental distilasi, menjadikan sistem lebih robust (tangguh) dan mampu menghadapi variasi skenario gangguan yang lebih luas.

Sistem berhasil menunjukkan kemampuan dalam mentransfer pengetahuan pakar ke dalam platform digital yang objektif dan konsisten. Dengan waktu respons rata-rata 2.3 detik, prototipe ini terbukti layak untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai alat bantu diagnosis di lingkungan industri.

E. Analisis Kasus Kegagalan

Meskipun sistem mencapai akurasi keseluruhan 86.7%, analisis terhadap 4 dari 30 kasus uji (13.3%) yang gagal didiagnosis sangat penting untuk memahami limitasi prototipe. Kegagalan ini umumnya terjadi bukan karena kesalahan logika inference engine, melainkan akibat kelemahan dalam desain knowledge base (basis pengetahuan). Penyebab utamanya adalah ambiguitas aturan dan pembobotan CF yang belum optimal.

1. Kasus Gagal 1 (TC007): Ambiguitas Aturan Sederhana vs Spesifik
 - Input: G04 (Suhu dasar turun), G05 (Tekanan puncak turun).
 - Expected (Harusnya): K02: Weeping (Aturan spesifik 2 gejala, CF 0.70).
 - Diagnosis Sistem (Salah): K05: Kegagalan FCV Refluks Terbuka (Aturan sederhana 1 gejala, CF 0.80).
 - Analisis: Sistem gagal karena aturan K05 yang sangat sederhana ([G05]) memiliki bobot CF (0.80) yang secara keliru lebih tinggi daripada aturan K02 yang lebih spesifik dan seharusnya lebih kuat ([G04, G05], CF 0.70). Ini menunjukkan perlunya tuning bobot CF, di mana aturan yang lebih spesifik (mencocokkan lebih

- banyak gejala) harus diberi bobot keyakinan yang lebih tinggi.
2. Kasus Gagal 2 (TC023): Gagal Mengidentifikasi Akar Penyebab (Root Cause)
 - Input: G03 (DP naik cepat), G20 (Vibrasi), G25 (DP naik >15%).
 - Expected (Harusnya): K22: Vibrasi Berlebihan (Akar Penyebab, CF 0.70).
 - Diagnosis Sistem (Salah): K03: Foaming (Gejala Akibat, CF 0.85).
 - Analisis: Secara ilmiah, G20 (Vibrasi) adalah akar penyebab yang mengakibatkan G03 dan G25 (kenaikan DP). Namun, sistem gagal mengidentifikasi kausalitas ini. Karena input pengguna memenuhi 100% kedua aturan (K22 dan K03), sistem secara logis memilih aturan dengan bobot CF tertinggi (K03), meskipun K22 adalah akar penyebab yang lebih tepat.
 3. Kasus Gagal 3 (TC026): Aturan Redundan dengan Bobot Salah
 - Input: G06 (Kualitas bawah jelek), G17 (Kualitas atas jelek), G23 (Komposisi umpan berubah).
 - Expected (Harusnya): K25: Upset Komposisi Umpan (CF 0.72).
 - Diagnosis Sistem (Salah): K06: Kontaminasi Umpan (CF 0.90).
 - Analisis: Kegagalan ini terjadi akibat aturan yang tumpang tindih (redundan) dan pembobotan yang tidak tepat. Masalah K06, K19, dan K25 pada dasarnya adalah sinonim untuk "umpan bermasalah". Gejala yang diinput memenuhi ketiga aturan tersebut. Sistem gagal karena aturan K06 (yang hanya membutuhkan 1 gejala) memiliki bobot CF (0.90) yang terlalu tinggi, sehingga "membayangi" diagnosis K25 (CF 0.72) yang seharusnya menjadi jawaban benar.
 4. Kasus Gagal 4 (TC028): Ambiguitas Sempurna pada Aturan
 - Input: GE01, GE02, GE03, GE13.
 - Expected (Harusnya): KE02: Fouling Sisi Steam.
 - Diagnosis Sistem (Salah): KE01: Fouling Sisi Proses.
 - Analisis: Kegagalan ini menyoroti batasan kritis knowledge base. Aturan untuk KE01 dan KE02 didefinisikan dengan gejala yang 100% identik dan nilai CF yang identik (0.80). Sistem tidak memiliki informasi pembeda. Karena aturan CF-nya seri, diagnosis akhir sepenuhnya bergantung pada probabilitas Naive Bayes, yang kebetulan memiliki probabilitas lebih tinggi untuk KE01 (0.625) daripada KE02 (0.221), sehingga sistem keliru memilih KE01.

4. SIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa prototipe sistem pakar hibrida yang mengintegrasikan metode Certainty Factor (CF) dan Naive Bayes (NB) telah berhasil dikembangkan untuk diagnosis gangguan P&ID pada sistem distilasi benzena. Sistem ini berhasil mencapai akurasi keseluruhan 86,7% berdasarkan validasi 30 test cases.

Integrasi prinsip-prinsip dari Kister's Distillation Operation terbukti memberikan nilai tambah substansial. Hal ini dibuktikan dengan peningkatan akurasi diagnosis pada 15 Studi Kasus Literatur (Kister) yang mencapai 93,3% (14 dari 15 kasus benar). Enhancement Kister ini juga memberikan rekomendasi troubleshooting yang lebih kontekstual dan berbasis keilmuan rekayasa. Sistem menunjukkan performa waktu respons yang cepat (rata-rata 2,3 detik per diagnosis), membuktikan efektivitasnya dalam mentransfer pengetahuan ahli ke dalam platform digital yang konsisten dan dapat dijelaskan.

B. Saran (Future Work)

Berdasarkan temuan dan limitasi yang diidentifikasi dalam penelitian ini, khususnya

analisis 4 kasus gagal, berikut adalah beberapa saran spesifik dan terukur untuk pengembangan sistem di masa depan:

- 1) Integrasi Data Real-Time: Mengembangkan prototipe ini menjadi aplikasi berbasis web dan mengintegrasikannya dengan database proses real-time (seperti DCS atau PI Historian) menggunakan protokol standar industri (misalnya OPC, OLE for Process Control) untuk diagnosis otomatis tanpa input gejala manual.
- 2) Optimalisasi Bobot Hybrid: Mengimplementasikan algoritma optimasi, seperti Genetic Algorithm (GA) atau Particle Swarm Optimization (PSO), untuk melakukan tuning otomatis pada bobot hybrid (saat ini 0.6 untuk CF dan 0.4 untuk NB) guna menemukan rasio optimal yang dapat meningkatkan akurasi lebih lanjut.
- 3) Resolusi Ambiguitas Aturan: Menyempurnakan knowledge base untuk mengatasi ambiguitas yang teridentifikasi pada 4 kasus gagal. Secara spesifik: (a) menambahkan gejala pembeda antara K02 (Weeping) vs K05 (FCV Terbuka), (b) memvalidasi ulang bobot CF pada aturan sinonim seperti K25 vs K06, dan (c) memisahkan aturan KE01 dan KE02 dengan gejala pembeda yang jelas.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. M. Tahir, J. Zhang, and M. Armstrong, "Control of Heat-Integrated Distillation Columns: Review, Trends, and Challenges for Future Research," *Processes*, vol. 13, no. 1, p. 17, Dec. 2024, doi: 10.3390/pr13010017.
- [2] L. S. Balhorn et al., "Rule-based autocorrection of Piping and Instrumentation Diagrams (P&IDs) on graphs," 2025, doi: 10.48550/ARXIV.2502.18493.
- [3] X. Wen, W. Bai, T. Ren, J. Wang, A. Kummer, and J. Lv, "An open-source dataset of heat-integrated side-stream extractive distillation process to support development of fault diagnosis algorithms," *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 203, p. 107884, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.psep.2025.107884.
- [4] W. Li, H. Li, S. Gu, and T. Chen, "Process fault diagnosis with model- and knowledge-based approaches: Advances and opportunities," *Control Engineering Practice*, vol. 105, p. 104637, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.conengprac.2020.104637.
- [5] G. Asbjörnsson, L. M. Tavares, A. Mainza, and M. Yahyaei, "Different perspectives of dynamics in comminution processes," *Minerals Engineering*, vol. 176, p. 107326, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.mineng.2021.107326.
- [6] W. Wang, F. D. Maio, and E. Zio, "Considering the human operator cognitive process for the interpretation of diagnostic outcomes related to component failures and cyber security attacks," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 202, p. 107007, May 2020, doi: 10.1016/j.ress.2020.107007.
- [7] M. S. Farooq et al., "Harnessing AI forward and backward chaining with telemetry data for enhanced diagnostics and prognostics of smart devices," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, Mar. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-89266-9.
- [8] P. Kumari, D. Lee, Q. Wang, M. N. Karim, and J. S. Kwon, "Root Cause Analysis of Key Process Variable Deviation for Rare Events in the Chemical Process Industry," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 59, no. 23, p. 10987, May 2020, doi: 10.1021/acs.iecr.0c00624.
- [9] 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, p. 245, Mar. 2021, doi: 10.1007/s13748-020-00227-x.
- [10] Y. Wang, W. Jiang, Weikai Ma, P. Han, and Z. Han, "Intelligent Diagnosis Methods and Strategies for Systemic Faults in Petrochemical Processes: A Review." Jan. 01, 2025. doi: 10.2139/ssrn.5136340.
- [11] A. Wijanarko, M. Hidayat, and S. Sutijan, "Evaluation of Jet Flooding in Distillation Column Olefins Plant on Naphtha to LPG Feed Substitution," May 2023, doi: 10.20944/preprints202305.0392.v1.

Daftar Simbol

CF_1, CF_2	= Nilai Certainty Factor (CF) dari aturan individu
G_{xx}	= Gejala pada unit T-101
$GExx$	= Gejala pada unit E-106
GV_{xx}	= Gejala pada unit V-102
GP_{xx}	= Gejala pada unit P-102
K_{xx}	= Kerusakan pada unit T-101
$KExx$	= Kerusakan pada unit E-106
$P(K G)$	= Probabilitas Posterior (Hasil Bayes).
$P(K)$	= Probabilitas Prior
$P(G_i K)$	= Likelihood
Π	= Simbol Produk (Product)
$P(G)$	= Probabilitas Evidence: Probabilitas total dari gejala G muncul
$Skor_{Hybri}$	= Skor Hybrid: Nilai keyakinan akhir setelah menggabungkan CF dan Bayes
$Skor_{CF}$	= Skor Certainty Factor
$Prob_{Bayes}$	= Probabilitas Bayes