

OPTIMASI PEMILIHAN VENDOR UNTUK RE-DESAIN SISTEM INSTRUMENTASI *HEATER* MENGGUNAKAN AHP DAN ALGORITMA GENETIKA

Muh.Rafly Bayu Syahputra¹, Habibi Atiqullah¹, Airlangga Petit Gayuhan¹,
Asepta Surya Wardhana¹

¹ Teknik Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Cepu, Blora, 58312

*E-mail: habibiattiq@gmail.com

ABSTRAK

Industri teknik menghadapi tantangan dalam perancangan ulang sistem instrumentasi *heater package* akibat pemilihan vendor yang tidak optimal, karena metode konvensional gagal menyeimbangkan kriteria bertentangan seperti biaya, kualitas, dan waktu pengiriman. Penelitian ini mengusulkan kerangka kerja optimasi strategis menggunakan model hibrida *Analytic Hierarchy Process* (AHP) untuk pembobotan kriteria pakar dan *Algoritma Genetika* (GA) untuk mencari solusi multi-objektif. Hasil optimasi menunjukkan *trade-off* yang jelas, di mana Solusi 1 menawarkan biaya terendah (\$2.70M) dan pengiriman tercepat (23 minggu) (kualitas 3.6/10), sementara Solusi 3 mencapai kualitas tertinggi (3.8/10) dengan biaya \$2.81M. Penelitian ini berkontribusi menyediakan rekomendasi vendor dalam bentuk *Pareto Front*, yang berfungsi sebagai alat bantu pengambilan keputusan sistematis untuk meningkatkan keunggulan kompetitif.

Kata kunci: Pemilihan Vendor, AHP, Algoritma Genetika, Optimasi Multi-objektif, Sistem Instrumentasi

1. PENDAHULUAN

Dalam industri proses, *heater package* merupakan aset kritikal yang kinerjanya bergantung pada sistem instrumentasi terintegrasi untuk menjamin efisiensi dan keselamatan operasional [1], [2]. Sistem Integrated Control and Safety Systems (ICSS) menjadi standar untuk memastikan operasi optimal dan kepatuhan terhadap standar keselamatan fungsional seperti IEC61508 dan IEC61511, yang esensial untuk mitigasi risiko [2]. Mengingat *heater package* secara konsisten diklasifikasikan sebagai aset berisiko tinggi melalui metodologi rekayasa keandalan seperti FMECA dan Risk-Based Inspection (RBI) [1], [3], maka proses re-design sistem instrumentasinya menuntut pemilihan vendor yang strategis [4].

Pemilihan vendor untuk aset kritikal ini merupakan masalah Pengambilan Keputusan Multi-Kriteria (MCDM) yang kompleks, di mana kriteria teknis, komersial, dan manajemen risiko harus diseimbangkan [5]. Pendekatan konvensional yang bersifat subjektif seringkali gagal menangani *trade-off* antar kriteria [6], sementara banyak penelitian MCDM sebelumnya juga terbatas pada pembobotan dan perangkingan tanpa melakukan optimasi portofolio secara menyeluruh [4], [5]. Keterbatasan ini terletak pada ketidakmampuan untuk mengeksplorasi ribuan kemungkinan kombinasi vendor. Untuk mengatasi ini, pendekatan hibrida AHP-GA diusulkan karena keunggulannya yang unik: AHP menyediakan metode pembobotan kriteria subjektif yang robust [5], sementara Algoritma Genetika (GA) unggul dalam melakukan pencarian global untuk menemukan portofolio optimal. Meskipun demikian, integrasi kedua metode ini dalam konteks spesifik re-design sistem instrumentasi untuk aset berisiko tinggi masih jarang dieksplorasi [4], [7].

Untuk mengisi kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah kerangka kerja hibrida. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah (1) pengembangan model AHP-GA yang secara spesifik mengoptimalkan portofolio vendor multi-objektif (biaya, kualitas, waktu, dan risiko) untuk aset kritis, tidak hanya sebatas perangkingan; dan (2) penyediaan alat bantu keputusan strategis berupa Pareto Front yang memungkinkan pengambil keputusan untuk secara sistematis mengevaluasi trade-off yang sebelumnya tidak dapat dievaluasi secara sistematis [6]. Ini mengatasi kendala utama pada pendekatan konvensional yang subjektif dan kegagalan metode sebelumnya dalam melakukan optimasi kombinatorial.

Dengan demikian, tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model optimasi strategis yang efisien dari sisi biaya, teknis, keandalan, dan manajemen risiko. Secara spesifik, penelitian ini dirancang untuk menjawab Pertanyaan Penelitian (Research Questions) berikut: (RQ1) Bagaimana model hibrida AHP-GA dapat dikembangkan untuk mengoptimalkan seleksi portofolio vendor sistem instrumentasi dengan menyeimbangkan kriteria teknis, komersial, dan manajemen risiko secara simultan dan (RQ2) Bagaimana trade-off kuantitatif antar kriteria yang saling bertentangan tersebut dapat dievaluasi secara sistematis untuk mendukung pengambilan keputusan strategis.

2. METODE

A. Desain Penelitian

Penelitian ini mengadopsi desain penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan kuantitatif untuk mengembangkan solusi praktis pada pemilihan vendor heater package. Metodologi yang digunakan bersifat hibrida, mengintegrasikan *Analytic Hierarchy Process* (AHP) dan Algoritma Genetika (GA). Pendekatan ini dipilih karena keunggulan komplementernya, AHP dipilih untuk mengkuantifikasi kriteria subjektif dari pakar secara sistematis, sementara GA dipilih karena kemampuannya yang *robust* dalam menyelesaikan optimasi kombinatorial multi-objektif mencari portofolio vendor optimal dari ribuan kemungkinan yang tidak bisa dilakukan oleh metode perangkingan MCDM konvensional. AHP berfungsi untuk pembobotan kriteria keputusan, sedangkan GA menggunakannya untuk optimasi pemilihan vendor. Tujuan utama dari desain penelitian ini adalah untuk menciptakan sebuah kerangka kerja (*framework*) yang objektif, sistematis, dan terukur dalam mengatasi masalah Multi-Criteria Decision Making pada pemilihan vendor strategis. Kerangka kerja ini diharapkan dapat memfasilitasi pengambilan keputusan yang lebih rasional dan berbasis data, terutama dalam situasi yang melibatkan *trade-off* antar kriteria [7]

B. Variabel Penelitian

Dalam penelitian ini, variabel utama yang dioptimalkan oleh Algoritma Genetika adalah keputusan pemilihan vendor, yang direpresentasikan sebagai gen dalam sebuah kromosom. Kinerja setiap kombinasi vendor (kromosom) dievaluasi berdasarkan variabel-variabel kriteria berikut:

a) Variabel Keputusan (Biner):

Seleksi Vendor (x_i): Variabel biner yang menentukan apakah seorang vendor dipilih (1) atau tidak (0) untuk masuk ke dalam portofolio solusi.

b) Variabel Kriteria (Objektif):

- Biaya Total (Total Cost): Agregasi biaya dari semua vendor yang terpilih dalam satu portofolio.
- Skor Kualitas (*Quality Score*): Nilai komposit yang dihitung berdasarkan bobot AHP untuk berbagai sub-kriteria teknis, operasional, dan vendor.

- Waktu Pengiriman (*Delivery Time*): Waktu pengiriman terlama dari semua vendor yang terpilih, yang merepresentasikan lead time kritis proyek.
- Risiko (*Risk Level*): Rata-rata tingkat risiko dari portofolio vendor yang terpilih.

Keempat variabel kriteria ini merepresentasikan tujuan yang saling bertentangan: Biaya dan Waktu Pengiriman diminimalkan, sementara Skor Kualitas dimaksimalkan, yang menjadi inti dari masalah optimasi multi-objektif ini.

C. Peralatan dan Lingkungan Eksperimen

Studi kasus ini berfokus pada proses pengadaan vendor untuk proyek re-design sistem instrumentasi heater package, di mana bobot kriteria diperoleh melalui kuesioner perbandingan berpasangan yang disebar kepada para ahli pengadaan dan rekayasa [7]. Data ini kemudian diolah dalam sebuah sistem optimasi komputasi yang dikembangkan untuk mengevaluasi kombinasi vendor dan menemukan solusi optimal dalam bentuk *Pareto Front* [7]. Keseluruhan sistem ini diimplementasikan menggunakan Python, dengan pustaka Pandas dan NumPy untuk pengolahan data dan perhitungan AHP, DEAP sebagai kerangka kerja inti Algoritma Genetika, serta Streamlit untuk membangun antarmuka pengguna yang interaktif

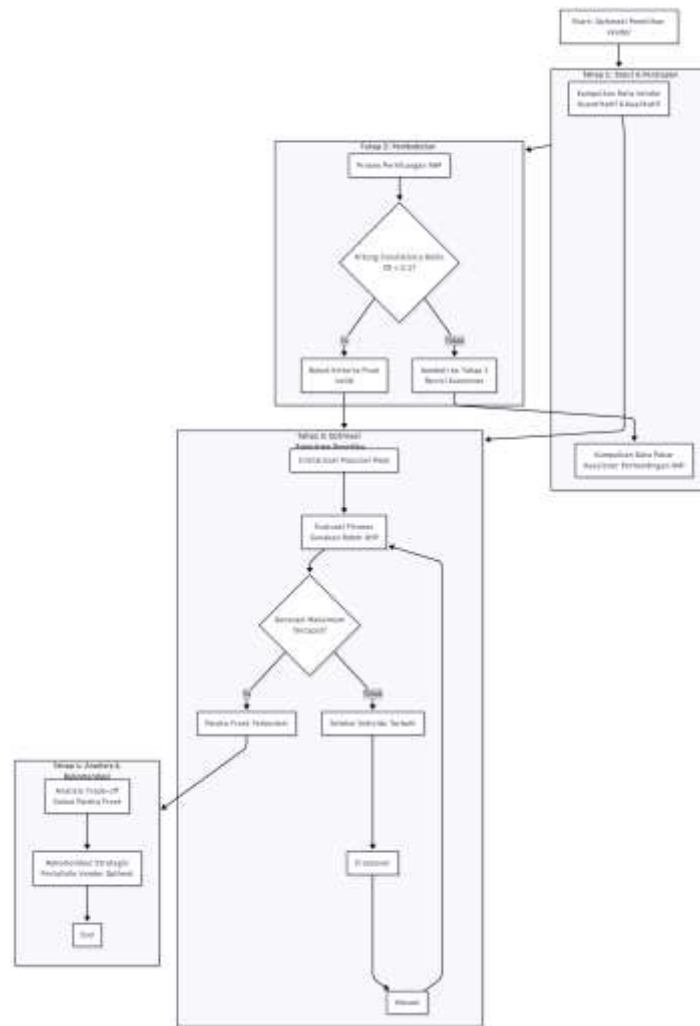
D. Metode Pengumpulan Data

Data penelitian bersumber dari dua sumber utama: data kriteria vendor dan data penilaian pakar. Data vendor, yang diperoleh dari penawaran riil atau data historis, mencakup parameter komersial (harga, waktu pengiriman), teknis (spesifikasi, skor kualitas), dan kinerja (rekam jejak, reputasi). Selain itu, data penilaian pakar dikumpulkan melalui kuesioner AHP yang didistribusikan kepada para ahli untuk mendapatkan penilaian perbandingan berpasangan, yang kemudian diolah untuk menghasilkan bobot kepentingan relatif bagi setiap kriteria seleksi.

E. Prosedur Pengolahan dan Analisis Data

Perhitungan Bobot Kriteria: Data yang diperoleh dari kuesioner penilaian pakar diolah untuk membentuk matriks perbandingan berpasangan. Matriks ini kemudian dinormalisasi, dan priority vector dihitung untuk menghasilkan bobot numerik akhir bagi setiap kriteria. Konsistensi penilaian antar perbandingan berpasangan adalah aspek krusial dalam AHP [5]. Validitas data dipastikan dengan melakukan pengecekan Consistency Ratio; nilai CR harus di bawah ambang batas yang ditetapkan (umumnya 0.1) untuk memastikan konsistensi penilaian pakar dan keandalan bobot yang dihasilkan [5].

Proses GA akan dijalankan untuk beberapa generasi hingga kriteria konvergensi terpenuhi, menghasilkan sekumpulan solusi non-dominan yang membentuk *Pareto Front* [5],[8]. Proses optimasi adalah sebuah prosedur iteratif untuk menemukan *Pareto Front*. Optimasi pemilihan vendor dimodelkan sebagai masalah optimasi multi-objektif.



Gambar 1. Diagram blok penelitian dengan Genetic Algorithm (GA)

Variabel keputusan adalah vektor biner $\vec{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ yang merepresentasikan seleksi vendor. Model ini bertujuan untuk menemukan himpunan solusi pareto optimal $\vec{x}^*$ yang memenuhi:

Mencari himpunan solusi Pareto optimal x menggunakan persamaan (1):

$$\text{Optimize}[F_1(x), -F_2(x), F_3(x), F_4(x)] \quad (1)$$

Dengan Fungsi Objektif:

- F1: Minimalkan Biaya Total
- F2: Maksimalkan Skor Kualitas Rata-Rata
- F3: Minimalkan Waktu Pengiriman Kritis
- F4: Minimalkan Resiko Rata-Rata

Dengan batasan (subject to):

- $V_{min} \leq \sum_{i=1}^n x_i \leq V_{max}$ (Batasan Jumlah Vendor)
- $\sum_{i=1}^n C_i \cdot x_i \leq B_{max} \cdot (1 + \alpha_{budget})$ (Batasan Anggaran)
- $\max_{i \in V} (D_i \cdot x_i) \leq D_{max} \cdot (1 + \alpha_{time})$ (Batasan Waktu)
- $\sum_{i \in V_{pref}} x_i \geq 1$ (Batasan Vendor Pilihan, Jika aktif)

- $L_i \in L_{\text{allowed}}, \forall i$ dimana $x_i = 1$ (Batasan Geografis)

Model ini diimplementasikan menggunakan Algoritma Genetika dengan operator seleksi NSGA-II, *two-point crossover*, dan *bit-flip mutation*. Konfigurasi parameter spesifik yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Generic Algoritma Parameter

Genetic Algoritma Parameter	
Parameter	Value
Ukuran Populasi	100
Jumlah Generasi	200
Probabilitas Crossover	0.8
Probabilitas Mutasi	0.15
Ukuran Turnamen	3

F. Tahapan Penelitian

- Proses penelitian ini akan dibagi menjadi empat tahapan utama yang berurutan:
- Pengumpulan Data: Tahap ini meliputi pengumpulan data vendor (komersial, teknis, kinerja) dan penyebaran kuesioner AHP kepada pakar untuk mendapatkan penilaian kriteria.
- Pengembangan Model: Tahap ini berfokus pada pembangunan dan implementasi model AHP dan Algoritma Genetika menggunakan Python serta pustaka terkait.
- Analisis & Optimasi: Melakukan perhitungan bobot kriteria menggunakan AHP dan menjalankan simulasi optimasi dengan Algoritma Genetika.
- Evaluasi Hasil & Rekomendasi: Menganalisis solusi-solusi yang terdapat pada Pareto Front dan merumuskan rekomendasi pemilihan vendor strategis berdasarkan hasil optimasi untuk proyek re-design sistem instrumentasi heater package.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan dibahas hasil analisis data vendor yang digunakan, diikuti dengan tabel data analisis berikut:

Tabel 2. Analisis Data Vendor

Analisis Data Vendor			
Total Vendor	Rata-rata Biaya	Rata-rata Keandalan	Vendor Pilihan
18	\$1.37M	90.1%	9

1) Analisis Pareto Front dan Trade-Off Multi-Objektif

Dalam optimasi multi-objektif untuk masalah kompleks seperti pemilihan vendor, tujuannya bukan untuk menemukan satu solusi "terbaik", melainkan untuk mengidentifikasi sekumpulan solusi non-dominan yang dikenal sebagai Pareto Front [8]. Setiap solusi pada front ini merepresentasikan sebuah *trade-off* yang berbeda antara tujuan-tujuan yang saling bertentangan (misalnya biaya, kualitas, dan waktu), di mana tidak ada satu solusi pun yang superior di semua kriteria secara bersamaan [9].

Tabel 3 secara efektif menyajikan Pareto Front ini dalam bentuk kuantitatif. Terlihat bahwa Solusi 3 mencapai Skor Kualitas Terbaik (3.8/10) dengan Total Biaya tertinggi (\$2.81M). Sebaliknya, Solusi 1 menawarkan Biaya Terendah (\$2.70M) dan Pengiriman Tercepat (23 minggu) dengan skor kualitas yang sedikit lebih rendah. Ini adalah trade-off klasik: untuk

mendapatkan kualitas yang lebih tinggi, pengambil keputusan harus siap menerima biaya yang lebih besar, sebuah tantangan umum dalam seleksi pemasok strategis [10].

Tabel 3. Analisis Pareto Front dan Trade-Off Multi-Objektif

Perbandingan Solusi										
Solusi	Total Biaya	Tingkat Risiko	Waktu Pengiriman	Tingkat Risiko	Waktu Pengiriman	Tingkat Risiko	Waktu Pengiriman	Tingkat Risiko	Waktu Pengiriman	Status
Solusi 1	\$1.1M	1/5.00M	\$1.12.30M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	Memenuhi Semua Target
Solusi 2	\$1.1M	1/5.00M	\$1.12.30M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	Memenuhi Semua Target
Solusi 3	\$1.1M	1/5.00M	\$1.12.30M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	1/5.00M	Memenuhi Semua Target

Solusi Terbaik Berdasarkan Kategori

Biaya Terendah: Solusi 1 Kualitas Terbaik: Solusi 1 Pengiriman Tercepat: Solusi 1 Memenuhi Semua Target: Solusi 1, 2, 3



Gambar 2. Grafik Sunburst Portfolio Solusi

Gambar 2 melengkapi analisis ini dengan menunjukkan komposisi portofolio di balik setiap solusi. Solusi 3 (kualitas tertinggi) seluruhnya terdiri dari vendor kategori "Premium" dari Jepang, sebuah strategi pemfokusan pada keunggulan. Sementara itu, Solusi 2 mencapai biaya yang lebih rendah dengan mendiversifikasi portofolionya, menggabungkan vendor "Premium" dan "Standard" dari negara berbeda. Visualisasi ini memberikan pandangan lengkap bagi pengambil keputusan untuk memilih solusi yang paling sesuai dengan prioritas strategis organisasi, baik itu menekan biaya, memaksimalkan kualitas, atau mempercepat waktu penyelesaian proyek [11].

2) Validasi Kinerja Algoritma Genetika

Grafik konvergensi adalah alat utama untuk validasi ini. Grafik tersebut memvisualisasikan bagaimana nilai rata-rata dari setiap tujuan (biaya, kualitas, dll.) dalam populasi solusi berubah seiring berjalannya generasi [12].



Gambar 3. Validasi Kinerja Algoritma Genetika

Grafik yang ditampilkan dengan jelas menunjukkan kinerja GA yang efektif. Pada tahap awal (Generasi 0 hingga sekitar 110), algoritma berada dalam fase eksplorasi, di mana nilai fitness untuk "Biaya" sangat tinggi dan "Kualitas" sangat rendah. Ini menandakan bahwa populasi awal berisi banyak solusi yang tidak layak atau acak. Namun, sekitar generasi ke-110, terjadi perubahan drastis: garis biaya menurun tajam sementara garis kualitas meningkat pesat. Perubahan ini menandakan fase eksploitasi, di mana algoritma telah berhasil mengidentifikasi area solusi yang menjanjikan dan mulai memfokuskan pencariannya di sana.

Setelah generasi ke-125, semua nilai fitness menjadi stabil dan membentuk plateau (kondisi datar). Fase konvergensi ini adalah bukti terkuat dari kinerja algoritma yang valid. Kestabilan ini menunjukkan bahwa GA telah berhasil menemukan sekumpulan solusi optimal (Pareto Front) dan iterasi lebih lanjut tidak lagi menghasilkan perbaikan signifikan, sebuah karakteristik yang diinginkan dalam algoritma evolusioner untuk optimasi statis [13]. Dengan demikian, grafik ini memvalidasi bahwa proses optimasi berjalan dengan sukses.

3) Analisis Komposisi Portofolio Vendor

Analisis komposisi portofolio vendor memungkinkan pemahaman strategi di balik setiap solusi optimal yang dihasilkan. Setiap solusi bukanlah sekadar angka, melainkan sebuah "tim" vendor yang unik, di mana kombinasi karakteristik mereka (kategori, negara, risiko) secara langsung menentukan metrik kinerja portofolio tersebut—sejalan dengan pendekatan optimasi portofolio modern [14].

Tabel 4. Analisis Komposisi Portofolio Vendor

<i>Solusi</i>	<i>Strategi Portofolio</i>	<i>Komposisi Vendor</i>	<i>Fokus Utama</i>	<i>Total Biaya</i>	<i>Skor Kualitas</i>
Solusi 3	Spesialisasi	2 Vendor "Premium" dari Jepang	Kualitas Maksimal	\$2.81M	3.8 / 10
Solusi 2	Diversifikasi	1 Vendor "Premium" & 1 Vendor "Standard"	Biaya & Kualitas Seimbang	\$2.73M	3.7 / 10
Solusi 1	Diversifikasi	1 Vendor "Premium" & 1 Vendor "Standard"	Biaya & Kualitas Seimbang	\$2.70M	3.6 / 10

Solusi 3 mencapai Skor Kualitas tertinggi (3.8/10) dengan biaya termahal (\$2.81M) karena komposisinya sangat terspesialisasi, yaitu menggabungkan dua vendor "Premium" dari negara yang sama, Jepang (Mitsubishi dan Hitachi). Sebaliknya, Solusi 1 dan Solusi 2 menerapkan strategi diversifikasi untuk mencapai biaya yang lebih rendah. Keduanya mengombinasikan satu vendor "Premium" (dari Jepang atau Jerman) dengan satu vendor "Standard" (dari Korea Selatan). Dengan mencampurkan vendor dari kategori yang berbeda, algoritma berhasil menyeimbangkan antara keunggulan teknis dan efisiensi biaya. Hasilnya adalah portofolio dengan Total Biaya lebih rendah (masing-masing \$2.70M dan \$2.73M) namun dengan skor kualitas yang sedikit lebih rendah. Analisis ini membuktikan bahwa algoritma secara cerdas membangun portofolio yang berbeda untuk menawarkan *trade-off* yang jelas kepada pengambil keputusan: memilih portofolio spesialis berkualitas tinggi atau portofolio terdiversifikasi yang lebih hemat biaya.

4) Studi Kasus dan Analisis Sensitivitas

Tabel 3. Studi Kasus dan Analisis Sensitivitas

Metrik	Skenario A (Biaya)	Skenario B (Kualitas)	Skenario C (Cepat)
Target Biaya	\$2.5M	\$4M	\$3.5M
Total Biaya	\$10.38M	\$2.91M	\$9.53M
Target Waktu	26 minggu	26 minggu	20 minggu
Waktu Nyata	24 minggu	24 minggu	24 minggu
Komposisi Vendor	3 Premium, 4 Standart, 1 Budget	2 Premium	3 Premium, 3 Standart, 1 Budget
Skor Kualitas	3.7/10	3.9/10	3.7/10

Analisis sensitivitas dari tiga skenario strategis mengungkap sebuah wawasan kritis mengenai "celah kelayakan" (*feasibility gap*) dalam optimasi multi-objektif. Secara paradoks, Skenario B (Kualitas), yang memiliki target anggaran paling longgar (\$4M), justru menghasilkan solusi dengan Total Biaya terendah (\$2.91M) dan kualitas tertinggi. Sebaliknya, Skenario A (Biaya) dan C (Cepat) gagal total dalam memenuhi target anggaran mereka yang lebih ketat, menghasilkan biaya aktual yang jauh lebih tinggi. Fenomena ini menunjukkan bahwa penetapan batasan yang terlalu agresif—seperti anggaran yang sangat rendah atau waktu yang sangat singkat—dapat secara drastis mempersempit ruang pencarian hingga tidak ada solusi yang layak (*feasible*) dapat ditemukan, yang menyebabkan algoritma gagal melakukan konvergensi secara efektif [17].

Kegagalan Skenario A dan C bukanlah karena kelemahan algoritma, melainkan karena batasan yang ditetapkan kemungkinan besar berada di luar data vendor yang ada, sebuah tantangan umum dalam penanganan batasan pada algoritma evolusioner [18]. Di sisi lain, Skenario B memberikan "ruang gerak" yang cukup bagi algoritma untuk melakukan eksplorasi strategis. Dengan fokus pada kualitas (tercermin dari komposisi 2 vendor 'Premium'), algoritma berhasil mengidentifikasi sebuah portofolio yang sangat efisien dan terspesialisasi, yang secara tidak terduga juga menjadi yang paling hemat biaya. Temuan ini memberikan implikasi manajerial yang penting: memaksakan batasan yang tidak realistis dapat menjadi kontra-produktif, sementara memberikan fleksibilitas pada dimensi tertentu (seperti anggaran) untuk mengejar kualitas dapat membuka jalan menuju solusi inovatif yang lebih optimal secara keseluruhan [19].

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menjawab pertanyaan penelitian yang diajukan. (Terkait RQ1), model hibrida AHP-GA telah berhasil dikembangkan dan diimplementasikan untuk mengoptimalkan seleksi portofolio vendor, membuktikan kemampuannya dalam menyeimbangkan kriteria teknis, komersial, dan manajemen risiko secara simultan. (Terkait RQ2), model ini secara efektif mengevaluasi *trade-off* kuantitatif antar kriteria yang saling bertentangan dengan menghasilkan *Pareto Front* yang sistematis, menyediakan alat pendukung keputusan yang jelas untuk menyeimbangkan biaya, kualitas, dan waktu. Temuan kunci dari evaluasi ini adalah adanya "celah kelayakan" (*feasibility gap*) yang signifikan: penetapan batasan yang terlalu agresif (seperti anggaran rendah) justru menghasilkan solusi yang tidak optimal. Sebaliknya, skenario yang memprioritaskan kualitas dengan anggaran lebih fleksibel secara tak terduga menghasilkan portofolio paling efisien. Hal ini menyoroti bahwa keberhasilan evaluasi *trade-off* (RQ2) sangat bergantung pada realisme batasan awal yang ditetapkan, sehingga penelitian mendatang perlu fokus pada metode pra-optimasi untuk membantu manajer mendefinisikan batasan yang lebih realistis.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Pamungkas, H. T. Irawan, F. Fitriadi, et al., "Risk and reliability analysis on critical components of boiler in steam power plant," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1569, no. 4, p. 042091, 2020.
- [2] S. Vyas, A. Desai, S. Badave, et al., "Critical Analysis of Heat Exchanger Cycle for its Maintainability Using Failure Modes and Effect Analysis and Pareto Analysis," *International Journal of Engineering Technology, Management and Applied Sciences*, vol. 5, no. 7, pp. 119-125, 2017.

- [3] Z. Kurniawan and K. Widiyati, "Quantitative Study of Risk Based Inspection Using API 581 on Heat Exchanger Tube Bundle," *Jurnal Teknik Mesin*, vol. 14, no. 1, pp. 26-32, 2023.
- [4] M. Sepehri, "Strategic Selection and Empowerment of Supplier Portfolios Case: Oil and Gas Industries in Iran," *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, vol. 3, no. 1, pp. 545-560, 2013.
- [5] N. Alonso, "Integrated control and safety systems design considerations to guarantee IEC61508 / IEC61511 compliance throughout the lifecycle," in *2015 6th International Symposium on Resilient Control Systems (ISRCs)*, 2015, pp. 1-8.
- [6] Y. Sabri, G. J. L. Micheli, and E. Cagno, "Supplier selection and supply chain configuration in the projects environment," *International Journal of Engineering Business Management*, vol. 12, p. 184797902095096, 2020.
- [7] U. Franke and F. Ciccozzi, "Characterization of trade-off preferences between non-functional properties," *Journal of Systems and Software*, vol. 132, pp. 1-19, 2017.
- [8] K. Deb, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, John Wiley & Sons, 2009.
- [9] M. T. T. Torbati, A. H. Ansariipoor, and A. R. Ansariipoor, "An application of multi-objective optimization based on genetic algorithm for sustainable strategic supplier selection," *International Journal of Logistics Systems and Management*, vol. 38, no. 4, pp. 543-563, 2021.
- [10] G. A. B. Canales-Bustos, R. R. A. Feldesman, and M. A. A. Fernandez, "A multi-objective optimization model for the sustainable supplier selection problem," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 147, p. 106622, 2020.
- [11] Y. A. Tirkolaee, E. B. Tirkolaee, and A. H. I. Kassim, "A hybrid multi-objective optimization model for sustainable and resilient supplier selection and order allocation," *Expert Systems with Applications*, vol. 210, p. 118431, 2022.
- [12] G. Rudolph, "Convergence analysis of canonical genetic algorithms," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 1, pp. 96-101, 1994.
- [13] S. Mirjalili, "Genetic algorithm," in *Evolutionary Algorithms and Neural Networks*, Springer, 2019, pp. 43-55.
- [14] F. Herrera, M. Lozano, and J. L. Verdegay, "Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for behavioural analysis," *Artificial Intelligence Review*, vol. 12, no. 4, pp. 265-319, 1998.
- [15] A. T. H. Le, T. T. T. Nguyen, and H. P. H. Le, "A multi-objective optimization model for supplier selection and order allocation problem with quantity discounts," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 93, pp. 293-313, 2021.
- [16] M. H. F. Zarandi, S. S. Fazel, and M. R. S. Hosseini, "A fuzzy multi-objective optimization model for the supplier selection problem in a multi-product multi-echelon supply chain network," *Applied Soft Computing*, vol. 111, p. 107705, 2021.
- [17] A. H. Gandomi, X. S. Yang, and A. H. Alavi, "Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve optimization problems," in *Engineering Mechanics Institute Conference (EMI)*, 2011.
- [18] C. A. Coello Coello, "Constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms," in *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC2002)*, vol. 1, pp. 477-482, 2002.
- [19] P. M. F. de Oliveira, "Multi-objective optimization for strategic supplier selection: The role of the decision maker," *Expert Systems with Applications*, vol. 184, p. 115509, 2021.