JENTIK: Jurnal Elektronika dan Teknik Informatika Terapan
Volume 4 Nomor 2 Juni 2026
e-ISSN: 2988-0874; p-ISSN: 2988-0866, Hal 80-91
DOI: https://doi.org/10.59061/jentik.v4i2.1516
Tersedia: https://e-journal.poltek-kampar.ac.id/index.php/JENTIK

Seleksi Vendor Pemeliharaan Mesin Kapal Tunda Berbasis CBA, AHP, dan Machine Learning

Parman*[1], Kusumo Dewo Broto[2], Miftakhul Ainun Arif[3], Rofiqoh Nur Rohmah[4], Maya Revanola Zainida[5], Moch. Alan Ferdihasan[6]
[1,2,3,4,5,6]Jurusan Teknik Bangunan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Indonesia
Email: parman@ppns.ac.id[1]*
*Penulis Korespondensi: parman@ppns.ac.id

Abstract. *Tugboat maintenance vendor selection must balance cost efficiency, technical readiness, and performance evidence. This study integrates Cost-Benefit Analysis (CBA), the Analytic Hierarchy Process (AHP), and machine learning to evaluate maintenance vendors at a maritime service company in Surabaya. The dataset contains 119 transactions from 22 vendors in 2025 and judgments from five experts. CBA screens vendors using the Benefit-Cost Ratio, while AHP assesses five technical criteria. K-Means uses appointment frequency, negotiated value, efficiency, active months, and procurement-work share. The audit identified one transaction omitted from the initial aggregation and four vendors supported by only one record. After AHP normalization, SRUJ achieved the highest score (0.244). K-Means produced four clusters (silhouette 0.430), confirmed by Ward clustering (ARI 1.00). SRUJ should be prioritized through a phased contract, while vendor dominance should be controlled through performance monitoring and diversification.*

Keywords: *CBA, AHP, K-Means, vendor selection, tugboat maintenance*.

Abstrak. Pemilihan vendor pemeliharaan kapal harus menyeimbangkan efisiensi biaya, kesiapan teknis, dan bukti kinerja. Penelitian ini mengintegrasikan Cost-Benefit Analysis (CBA), Analytic Hierarchy Process (AHP), dan machine learning untuk mengevaluasi vendor pemeliharaan mesin kapal tunda pada perusahaan jasa maritim di Surabaya. Data terdiri atas 119 transaksi tahun 2025 dari 22 vendor dan penilaian lima pakar. CBA menyaring vendor berdasarkan Benefit-Cost Ratio, sedangkan AHP menilai lima kriteria teknis. K-Means diterapkan pada profil frekuensi, nilai negosiasi, efisiensi, bulan aktif, dan proporsi pekerjaan pengadaan. Audit menemukan satu transaksi yang tidak masuk agregasi awal serta empat vendor dengan satu riwayat. Setelah normalisasi AHP, SRUJ memperoleh skor tertinggi 0,244. K-Means menghasilkan empat klaster (silhouette 0,430) dan dikonfirmasi metode Ward (ARI 1,00). SRUJ layak diprioritaskan melalui kontrak bertahap, sementara dominasi vendor perlu dikendalikan dengan pemantauan kinerja dan diversifikasi.

Kata kunci: CBA, AHP, K-Means, pemilihan vendor, pemeliharaan kapal.

1. LATAR BELAKANG

Kapal tunda merupakan armada kritis yang membantu proses sandar dan lepas sandar kapal di pelabuhan. Mesinnya bekerja pada perubahan beban yang cepat, sehingga gangguan kecil dapat berkembang menjadi kerusakan, waktu henti, dan terganggunya layanan pelabuhan. Data perusahaan yang menjadi objek penelitian memperkirakan potensi kehilangan pendapatan akibat kondisi off-hire mencapai sekitar Rp54 juta per hari untuk satu armada. Karena itu, pemilihan vendor pemeliharaan tidak dapat hanya didasarkan pada harga terendah atau kedekatan personal; keputusan harus menggabungkan bukti ekonomi dan kemampuan teknis.

Rekapitulasi 2025 memperlihatkan distribusi penunjukan yang timpang. Sinar Mandiri Diesel menerima 30 dari 119 pekerjaan (25,2%), sedangkan Yuna Ken Sha menerima 21

Naskah Masuk: 29 April 2025; Revisi: 13 Mei 2026; Diterima: 20 Juni 2026; Terbit: 30 Juni 2026

pekerjaan (17,6%). Dua vendor tersebut menyerap 42,9% seluruh penunjukan. Pola ini belum membuktikan kesalahan, tetapi menunjukkan risiko ketergantungan dan perlunya prosedur evaluasi yang transparan. Penelitian pengadaan juga menegaskan bahwa kelemahan prosedur dan pengawasan memperbesar ruang inefisiensi serta fraud (Bimawan, 2021).

Analytic Hierarchy Process (AHP) banyak digunakan untuk mengubah pertimbangan pakar menjadi bobot yang dapat diuji konsistensinya. Penerapan pada pemilihan pemasok menunjukkan bahwa kualitas, harga, layanan, dan ketepatan pengiriman dapat dibandingkan secara terstruktur (Rosyiidi & Subagyo, 2021; Wahyudien, Histiarini, & Abdullah, 2023). Di sisi lain, *Cost-Benefit Analysis* (CBA) menyediakan ukuran kelayakan ekonomi melalui *Benefit-Cost Ratio* (BCR) (Agusdin & Aidil, 2022). Integrasi CBA dan AHP relevan ketika keputusan harus menjawab dua pertanyaan berbeda: apakah alternatif layak secara ekonomi dan alternatif mana yang paling kuat secara teknis (Yener, 2022).

Namun, dua metode tersebut masih memiliki keterbatasan. BCR yang sangat tinggi dapat muncul dari satu transaksi kecil sehingga belum mewakili konsistensi vendor. AHP juga bergantung pada persepsi pakar dan hanya membandingkan kandidat yang telah dipilih. Pendekatan machine learning dapat melengkapi analisis melalui segmentasi berbasis pola historis. Studi terbaru menggabungkan machine learning dan multi-criteria decision making untuk meningkatkan ketahanan keputusan pemasok (Gidiagba, Tartibu, & Okwu, 2025), sedangkan pengelompokan pemasok terbukti membantu membedakan profil strategis dan operasional (Mavi et al., 2023). Model terawasi seperti XGBoost bermanfaat ketika label risiko tersedia (Yan, Song, Liu, & Pan, 2026); pada data penelitian ini label keterlambatan, rework, dan kegagalan belum tersedia, sehingga pendekatan tanpa label lebih tepat.

Penelitian ini bertujuan membangun kerangka seleksi vendor yang lebih dapat diaudit dengan mengintegrasikan CBA, AHP, dan K-Means. Kontribusinya terdiri atas empat hal: mengaudit konsistensi populasi dan transaksi; menyaring kandidat berdasarkan kelayakan ekonomi dengan syarat bukti minimum; menormalkan kembali sintesis AHP agar jumlah bobot tepat satu; serta memetakan profil seluruh vendor menggunakan machine learning. Kerangka dua tahap dan pengujian risiko seperti ini sejalan dengan perkembangan model pemilihan pemasok mutakhir (Lu, Li, & Wu, 2024; Pramono, Palupi, & Aditya, 2022; Putra & Suryani, 2025), tetapi diterapkan secara khusus pada pemeliharaan mesin kapal tunda.

2. KAJIAN TEORITIS

Sistem Pemilihan vendor pemeliharaan

Pemilihan vendor pemeliharaan merupakan keputusan multi-kriteria karena biaya terendah belum tentu memberikan keandalan aset, ketepatan waktu, dan dokumentasi pekerjaan terbaik. Transparansi kriteria juga penting untuk mengurangi ruang keputusan informal dalam pengadaan (Bimawan, 2021). Kajian mutakhir menempatkan aspek lean, agile, resilient, green, dan sustainable sebagai dimensi yang saling terkait dalam evaluasi pemasok (Ghazvinian et al., 2024), sedangkan risiko gangguan perlu dimasukkan agar pilihan tidak hanya optimal pada kondisi normal (Lu, Li, & Wu, 2024).

Cost-Benefit Analysis

*Cost-Benefit Analysi*s membandingkan manfaat ekonomi dengan biaya yang dikeluarkan. Dalam penelitian ini, manfaat langsung direpresentasikan oleh selisih antara owner estimate dan hasil negosiasi, sedangkan Benefit-Cost Ratio menunjukkan efisiensi relatif setiap transaksi. Penggunaan CBA membantu menilai kelayakan dan konsekuensi ekonomi secara transparan (Agusdin & Aidil, 2022; Pramono, Palupi, & Aditya, 2022). CBA dapat dikombinasikan dengan AHP ketika manfaat ekonomi dan aspek teknis perlu dibaca secara berurutan (Yener, 2022).

Analytic Hierarchy Process

AHP mengubah penilaian pakar menjadi bobot prioritas melalui perbandingan berpasangan dan menguji konsistensi jawaban dengan *Consistency Ratio* (Saaty, 2008). Penerapannya pada seleksi pemasok menunjukkan bahwa kriteria kualitas, layanan, harga, dan ketepatan pengiriman dapat diperingkat secara sistematis (Rosyiidi & Subagyo, 2021; Wahyudien, Histiarini, & Abdullah, 2023). Pengembangan terbaru menggabungkan AHP dengan teknik fuzzy untuk menangani ketidakpastian penilaian (Tronnebati, Jawab, Frichi, & Arif, 2024).

***Machine learning* untuk segmentasi vendor**

K-Means mengelompokkan objek berdasarkan kedekatan terhadap pusat klaster (MacQueen, 1967), sedangkan silhouette score menilai kekompakan dan pemisahan klaster (Rousseeuw, 1987). Dalam pengadaan, segmentasi membantu membedakan pemasok strategis, pemasok berportofolio terbatas, dan outlier berdasarkan bukti historis (Mavi et al., 2023). Integrasi machine learning dan multi-criteria decision making juga meningkatkan keterjelasan serta ketahanan keputusan pemasok (Abdulla, Baryannis, & Badi, 2023; Abdulla & Baryannis, 2024; Gidiagba, Tartibu, & Okwu, 2025). Pendekatan hybrid lain menggabungkan machine learning dengan data envelopment analysis (Aggarwal, Gunreddy, & JohnRajan, 2021) dan XGBoost dengan AHP-TOPSIS untuk prediksi risiko pemasok (Yan, Song, Liu, & Pan, 2026).

Tabel 1. Ringkasan penelitian terkait seleksi dan segmentasi vendor

Sumber	Input	Metode	Output
Wahyudien et al. (2023)	Kriteria dan alternatif pemasok	AHP	Peringkat pemasok terstruktur
Saputro et al. (2023)	Kinerja dan kebutuhan alokasi	AHP-TOPSIS dan goal programming	Seleksi sekaligus alokasi pesanan
Abdulla et al. (2023)	Data kinerja pemasok	Machine learning dan MARCOS	Evaluasi pemasok berbasis data
Abdulla & Baryannis (2024)	Fitur dan skor pemasok	Explainable ML-MCDM	Peringkat yang dapat dijelaskan
Mavi et al. (2023)	Profil keberlanjutan pemasok	Fuzzy clustering	Segmentasi profil pemasok
Gidiagba et al. (2025)	Data pemasok dan kriteria dinamis	ML-MCDM	Seleksi pemasok yang adaptif

Sumber: sintesis penelitian terdahulu, 2026

Kajian tersebut menunjukkan bahwa CBA, AHP, dan machine learning memiliki fungsi yang saling melengkapi. CBA menilai kelayakan ekonomi, AHP menyusun prioritas teknis, sedangkan K-Means mengaudit struktur portofolio vendor. Penelitian seleksi pemasok dan alokasi pesanan juga mendukung penggunaan metode hibrida ketika keputusan memerlukan lebih dari satu perspektif (Saputro, Khusna, & Dewi, 2023). Pendekatan MCDA pada konteks industri Indonesia memperlihatkan bahwa normalisasi dan pembobotan yang transparan dapat memperkuat akuntabilitas peringkat (Putra & Suryani, 2025).

3. METODE PENELITIAN

Rancangan dan sumber data

Penelitian menggunakan desain studi kasus kuantitatif pada perusahaan jasa maritim di Surabaya. Data sekunder berupa rekapitulasi pengadaan Januari-Desember 2025 yang memuat nama vendor, bulan, uraian pekerjaan, owner estimate (OE), penawaran, hasil negosiasi, dan nilai RAB. Setelah ekstraksi lampiran dan standardisasi nama, diperoleh 119 transaksi dari 22 vendor. Data primer berasal dari lima pakar divisi teknik dengan pengalaman 5-10 tahun dan keterlibatan langsung dalam pemeliharaan kapal tunda.

Audit awal memeriksa nilai kosong, konsistensi format rupiah, duplikasi nama, serta kesesuaian jumlah transaksi antara lampiran dan tabel ringkasan. Ditemukan bahwa ringkasan CBA hanya memuat 118 transaksi dari 21 vendor, sedangkan lampiran memuat satu transaksi

tambahan milik Deltakom Mandiri. Agar satu observasi tidak menghasilkan kesimpulan berlebihan, shortlist CBA mensyaratkan minimal dua pekerjaan historis. Vendor dengan satu pekerjaan tetap dianalisis dalam segmentasi ML sebagai kelompok bukti terbatas.

Tabel 1. Variabel analisis vendor

Variabel	Definisi operasional	Peran analisis
Jumlah pekerjaan	Frekuensi penunjukan per vendor	Paparan dan bukti historis
Nilai negosiasi	Total biaya setelah negosiasi	Skala hubungan ekonomi
BCR	OE dibagi hasil negosiasi	Kelayakan/efisiensi relatif
Bulan aktif	Jumlah bulan dengan pekerjaan	Kontinuitas aktivitas
Proporsi pengadaan	Porsi uraian yang memuat kata pengadaan	Karakter barang/jasa

Sumber: definisi operasional penelitian, 2026

Analisis CBA

Manfaat transaksi dihitung sebagai Benefit = OE - hasil negosiasi. Kelayakan relatif dihitung dengan BCR = OE / hasil negosiasi, sedangkan efisiensi tertimbang vendor dihitung sebagai (total OE - total hasil negosiasi) / total OE x 100%. BCR di atas 1 menunjukkan nilai negosiasi berada di bawah OE. Nilai BCR per vendor diringkas dengan rata-rata transaksi agar sesuai dengan rancangan TA, sedangkan efisiensi tertimbang ditambahkan untuk mengurangi distorsi perbedaan ukuran pekerjaan. Penggunaan beberapa indikator CBA memperjelas kelayakan investasi dan keputusan alokasi sumber daya (Agusdin & Aidil, 2022; Pramono, Palupi, & Aditya, 2022; Saputro, Khusna, & Dewi, 2023).

Validasi kriteria dan AHP

Lima kriteria ditetapkan melalui dua putaran Content Validity Index (CVI): Quality, Traceability, Punctuality, Asset Reliability, dan Location. Semua kriteria pada putaran kedua memperoleh I-CVI 1,00. Penilaian berpasangan dari lima pakar digabungkan dengan geometric mean. Bobot dihitung dari vektor prioritas, kemudian diuji menggunakan Consistency Ratio (CR). Penilaian dinyatakan konsisten apabila CR < 0,10 (Saaty, 2008). Sebelum sintesis akhir, setiap kolom prioritas lokal dinormalisasi ulang agar berjumlah satu; langkah ini menghilangkan deviasi pembulatan pada tabel sumber.

K-Means dan pengujian kestabilan

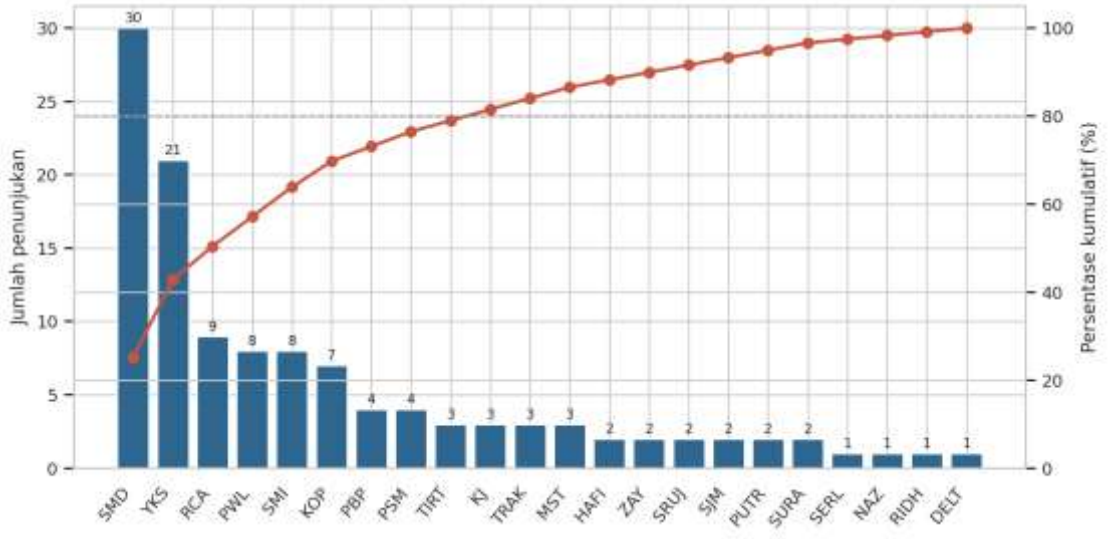
Profil vendor dibentuk dari lima fitur: log(1+jumlah pekerjaan), log(1+total nilai negosiasi), efisiensi tertimbang, jumlah bulan aktif, dan proporsi pekerjaan pengadaan. Transformasi log mengurangi kemencengan nilai transaksi, kemudian seluruh fitur

distandardisasi agar memiliki skala sebanding. K-Means dijalankan untuk k=2 sampai k=6 dengan 50 inisialisasi dan random state 42. Jumlah klaster dipilih berdasarkan silhouette score tertinggi, yaitu ukuran yang membandingkan kedekatan objek dengan klasternya dan pemisahan terhadap klaster lain (MacQueen, 1967; Rousseeuw, 1987). PCA dua dimensi digunakan hanya untuk visualisasi. Kestabilan diuji dengan Agglomerative Hierarchical Clustering metode Ward dan dibandingkan melalui Adjusted Rand Index (ARI).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Konsentrasi penunjukan dan kualitas data

Distribusi pekerjaan memperlihatkan bahwa penunjukan terkonsentrasi pada beberapa vendor. Pangsa vendor terbesar mencapai 25,2% dan dua vendor terbesar secara bersama mencapai 42,9%. Nilai Herfindahl-Hirschman Index berbasis frekuensi adalah 0,1197. Indeks tersebut tidak digunakan sebagai ambang hukum persaingan, melainkan sebagai indikator internal bahwa portofolio pengadaan belum tersebar merata. Kurva kumulatif pada Gambar 1 menunjukkan bahwa 80% pekerjaan baru tercapai setelah melibatkan banyak vendor, tetapi dua vendor pertama tetap memegang porsi yang sangat besar.



Gambar 1. Distribusi dan persentase kumulatif penunjukan vendor

Sumber: hasil olah penulis, 2026

Audit data juga mengubah cara membaca BCR. Deltakom Mandiri memiliki BCR 1,136 dari satu transaksi bernilai Rp2,2 juta, sehingga secara matematis tampak paling efisien. Akan tetapi, satu transaksi tidak cukup untuk menilai konsistensi, variasi pekerjaan, atau kemampuan menangani kontrak bernilai besar. Karena itu, aturan minimal dua pekerjaan

diterapkan sebelum shortlist. Aturan ini mencegah model memilih vendor berdasarkan keberuntungan satu observasi dan sekaligus menjelaskan mengapa kandidat AHP tetap terdiri atas MST, SJM, SRUJ, KJ, dan SMD.

Hasil CBA dan AHP

Tabel 2. *Shortlist* CBA setelah kontrol bukti minimum

Vendor	n	Nilai negosiasi	Rata-rata BCR	Efisiensi tertimbang
MST	3	Rp66,90 juta	1,08584	7,39%
SJM	2	Rp77,90 juta	1,05409	5,23%
SRUJ	2	Rp125,15 juta	1,05336	4,63%
KJ	3	Rp137,96 juta	1,05298	4,17%
SMD	30	Rp2.163,91 juta	1,05274	5,06%

Sumber: hasil olah penulis, 2026

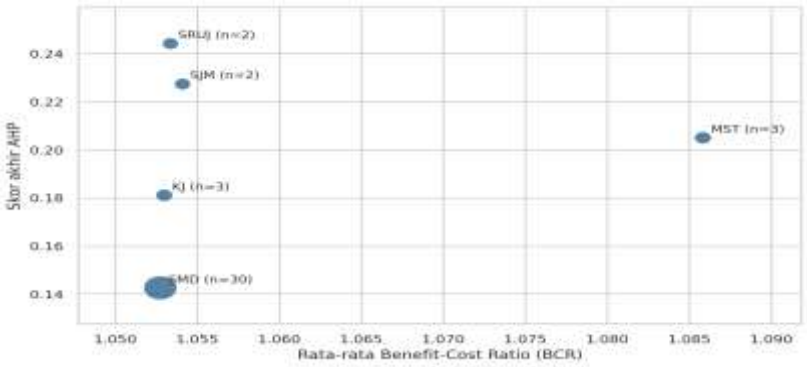
MST menempati peringkat pertama CBA dengan rata-rata BCR 1,08584, tetapi hanya didukung tiga pekerjaan dan nilai hubungan ekonomi yang relatif kecil. SMD memiliki BCR sedikit lebih rendah, namun didukung 30 pekerjaan dan total hasil negosiasi Rp2,16 miliar. Perbedaan ini memperlihatkan bahwa efisiensi dan kedalaman bukti adalah dua dimensi berbeda; BCR tidak boleh dibaca tanpa ukuran sampel dan skala kontrak.

Tabel 3. Bobot kriteria dan hasil sintesis AHP ternormalisasi

Kriteria	Bobot	Vendor	Skor global	Peringkat
Asset Reliability	0,262	SRUJ	0,2441	1
Location	0,226	SJM	0,2273	2
Traceability	0,220	MST	0,2050	3
Punctuality	0,156	KJ	0,1810	4
Quality	0,136	SMD	0,1425	5

Sumber: normalisasi ulang data AHP pada TA, 2026; CR kriteria = 0,02

Asset Reliability menjadi kriteria terpenting (0,262), diikuti Location (0,226), Traceability (0,220), Punctuality (0,156), dan Quality (0,136). CR sebesar 0,02 menunjukkan penilaian pakar konsisten. Setelah prioritas lokal dinormalisasi ulang, SRUJ tetap menjadi alternatif terbaik dengan skor 0,2441. SJM berada di posisi kedua, sedangkan MST—meskipun terbaik secara BCR—berada di posisi ketiga. Temuan ini mengonfirmasi fungsi sekuensial metode: CBA menyaring kelayakan ekonomi, AHP membedakan kesiapan teknis.



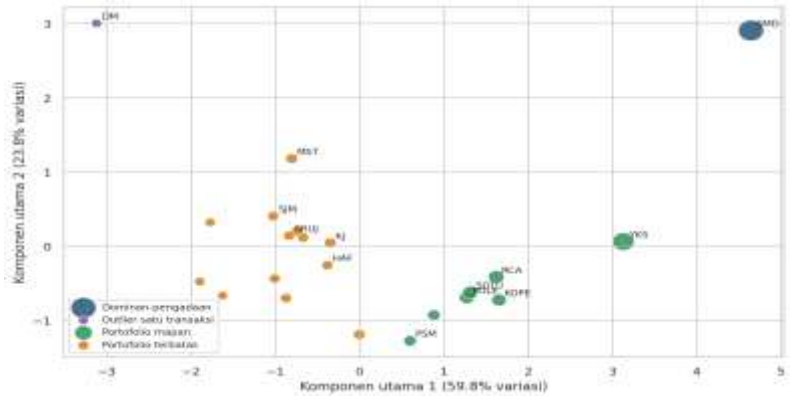
Gambar 2. Peta keputusan CBA-AHP dan jumlah bukti historis

Sumber: hasil olah penulis, 2026

Gambar 2 memperjelas trade-off tersebut. SRUJ dan SJM memiliki skor AHP tertinggi, tetapi masing-masing baru memiliki dua pekerjaan historis. Sebaliknya, SMD memiliki bukti historis paling banyak, tetapi skor AHP terendah. Dengan demikian, rekomendasi yang sehat bukan sekadar memberi kontrak terbesar kepada peringkat pertama, melainkan memulai hubungan bertahap dengan indikator layanan yang terukur sambil mempertahankan vendor cadangan.

Segmentasi machine learning

Silhouette score tertinggi diperoleh pada k=4 sebesar 0,430, dibandingkan 0,417 pada k=2 dan 0,409 pada k=3. Nilai ini menunjukkan pemisahan klaster moderat: profil berbeda dapat dikenali, tetapi tidak sepenuhnya terpisah. Metode Ward menghasilkan pembagian yang identik dengan K-Means (ARI 1,00; silhouette 0,430), sehingga struktur empat klaster tidak bergantung pada satu algoritma saja. Dua komponen PCA menjelaskan 83,6% variasi data dan dipakai untuk memvisualisasikan posisi relatif vendor.



Gambar 3. Pemetaan profil vendor berdasarkan K-Means dan PCA

Sumber: hasil olah penulis, 2026

Tabel 4. Interpretasi empat klaster vendor

Klaster	Vendor	Transaksi	Ciri utama	Implikasi
Dominan-pengadaan	1	30	SMD; 90% pekerjaan pengadaan	Kendalikan ketergantungan
Portofolio mapan	7	61	Median 8 pekerjaan; nilai besar	Basis vendor cadangan
Portofolio terbatas	13	27	Median 2 pekerjaan; bukti tipis	Kontrak bertahap dan SLA
Outlier satu transaksi	1	1	Deltakom; efisiensi 12%	Tambah bukti sebelum seleksi

Sumber: hasil olah penulis, 2026

Klaster ML memberikan informasi yang tidak terlihat pada ranking tunggal. SMD berdiri sebagai klaster dominan-pengadaan karena volume, nilai transaksi, dan proporsi pekerjaan pengadaannya jauh lebih tinggi. Yuna Ken Sha, Ruby Citra Abadi, Polewalibabana, Solusi Marine Indonesia, Koperasi Pegawai, Panca Bina Persada, dan Pelindo Solusi Maritim membentuk portofolio mapan. Sebagian besar kandidat AHP—MST, SJM, SRUJ, dan KJ—masuk portofolio terbatas. Artinya, skor mereka menarik, tetapi kepastian kinerjanya belum setara dengan vendor yang telah menjalani lebih banyak pekerjaan.

Temuan lain yang penting adalah perbedaan karakter pekerjaan. Sebanyak 90% penugasan SMD berupa pengadaan, sedangkan vendor lain lebih banyak menangani jasa perbaikan. Membandingkan kedua kelompok dengan satu model CBA dapat mencampur struktur biaya yang berbeda. Karena itu, implementasi perusahaan sebaiknya memisahkan dashboard vendor barang, jasa perbaikan, dan pekerjaan overhaul, lalu menerapkan ambang BCR serta SLA yang sesuai untuk setiap kelompok.

Implikasi manajerial dan keterbatasan

Rekomendasi utama tetap SRUJ karena memiliki skor teknis tertinggi dan lolos penyaringan ekonomi. Namun, karena hanya didukung dua pekerjaan, kontrak sebaiknya diberikan bertahap dengan pemantauan ketepatan waktu, temuan rework, kelengkapan service report, downtime pascaperbaikan, dan klaim garansi. SJM dan MST layak dipertahankan sebagai pembanding, sedangkan eksposur SMD perlu dikendalikan melalui batas konsentrasi internal dan evaluasi berkala. Pendekatan portofolio ini lebih aman daripada mengganti ketergantungan lama dengan ketergantungan baru.

Keterbatasan penelitian adalah periode data hanya satu tahun, jumlah beberapa vendor sangat kecil, dan belum tersedia label outcome seperti keterlambatan, rework, kegagalan

komponen, atau downtime. Oleh sebab itu, K-Means berfungsi sebagai alat eksplorasi dan audit, bukan prediksi kualitas. Penelitian berikutnya dapat membangun model klasifikasi atau survival setelah perusahaan mengumpulkan label kinerja yang konsisten; perkembangan terbaru menunjukkan bahwa integrasi AHP-TOPSIS dan XGBoost dapat digunakan untuk prediksi risiko pemasok ketika data label memadai (Yan, Song, Liu, & Pan, 2026).

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Integrasi CBA, AHP, dan machine learning menghasilkan keputusan vendor yang lebih transparan daripada penggunaan satu skor. Audit menetapkan populasi aktual sebanyak 119 transaksi dari 22 vendor dan menemukan satu transaksi yang terlewat pada agregasi awal. Setelah syarat minimal dua pekerjaan diterapkan, lima kandidat CBA adalah MST, SJM, SRUJ, KJ, dan SMD. Normalisasi ulang AHP menempatkan SRUJ sebagai pilihan utama dengan skor 0,2441 dan CR 0,02. K-Means membentuk empat klaster dengan silhouette 0,430 dan hasil yang identik dengan metode Ward (ARI 1,00). Analisis ML menunjukkan bahwa SRUJ masih berada pada portofolio terbatas, sedangkan SMD merupakan vendor dominan-pengadaan.

SRUJ disarankan menerima kontrak secara bertahap dengan SLA terukur yang mencakup ketepatan waktu, rework, kelengkapan service report, downtime pascaperbaikan, dan klaim garansi. Perusahaan juga perlu mempertahankan SJM dan MST sebagai pembanding, membatasi konsentrasi penunjukan pada satu vendor, serta memisahkan evaluasi pekerjaan pengadaan dan jasa perbaikan. Pengumpulan label kinerja yang konsisten diperlukan agar penelitian berikutnya dapat mengembangkan model prediktif, bukan hanya segmentasi eksploratif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kepada Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya atas dukungan finansial melalui pendanaan penelitian skema B1 dan PT Pelindo Marine Service atas dukungan data, akses lapangan, serta informasi teknis yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR REFERENSI

Abdulla, A., Baryannis, G., & Badi, I. (2023). An integrated machine learning and MARCOS method for supplier evaluation and selection. *Decision Analytics Journal, 9*, 100342. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100342

Abdulla, A., & Baryannis, G. (2024). A hybrid multi-criteria decision-making and machine learning approach for explainable supplier selection. *Supply Chain Analytics, 7*, 100074. https://doi.org/10.1016/j.sca.2024.100074

Aggarwal, I., Gunreddy, N., & JohnRajan, A. (2021). A hybrid supplier selection approach using machine learning and data envelopment analysis. In *2021 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)* (pp. 1-5). IEEE. https://doi.org/10.1109/i-PACT52855.2021.9696826

Agusdin, R. P., & Aidil, N. N. (2022). Feasibility analysis of information technology investment using cost benefit analysis method. *Telematika, 19*(2), 245-258. https://doi.org/10.31315/telematika.v19i2.7598

Bimawan, F. (2021). Faktor-faktor yang mempengaruhi fraud pengadaan barang dan jasa di Kota Semarang. *Serat Acitya, 10*(2), 12-21. https://doi.org/10.56444/sa.v10i2.638

Ghazvinian, A., Feng, B., Feng, J., Talebzadeh, H., & Dzikuć, M. (2024). Lean, agile, resilient, green, and sustainable (LARGS) supplier selection using multi-criteria structural equation modeling under fuzzy environments. *Sustainability, 16*(4), 1594. https://doi.org/10.3390/su16041594

Gidiagba, O. J., Tartibu, L., & Okwu, M. (2025). Integrating machine learning with multi-criteria decision-making models for sustainable supplier selection in dynamic supply chains. *Logistics, 9*(4), 152. https://doi.org/10.3390/logistics9040152

Lu, J., Li, F., & Wu, D. (2024). A two-stage sustainable supplier selection model considering disruption risk. *Sustainability, 16*(9), 3821. https://doi.org/10.3390/su16093821

MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (Vol. 1, pp. 281-297). University of California Press.

Mavi, R. K., Zarbakhshnia, N., Mavi, N. K., & Kazemi, S. (2023). Clustering sustainable suppliers in the plastics industry: A fuzzy equivalence relation approach. *Journal of Environmental Management, 345*, 118811. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118811

Pramono, R. W. D., Palupi, L. D., & Aditya, R. B. (2022). Urban development project evaluation using multi-stakeholder cost-benefit analysis. *International Review for Spatial Planning and Sustainable Development, 10*(4), 240-259. https://doi.org/10.14246/irspsd.10.4_240

Putra, M. R. Y., & Suryani, E. (2025). Analisis perangkingan requirement system enterprise resource planning Epicor menggunakan metode MCDA pada PT. Samator. *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi, 6*(3), 2035-2050. https://doi.org/10.38035/jemsi.v6i3.4238

Rosyiidi, T., & Subagyo, A. M. (2021). Analisis pemilihan supplier obat pada Apotek Adinda menggunakan metode Analytical Hierarchy Process (AHP). *Inaque: Journal of Industrial & Quality Engineering, 9*(1), 21-33. https://doi.org/10.34010/iqe.v9i1.4316

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics, 20*, 53-65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7