

Pipeline MCDM Hibrida Skalabel untuk Seleksi Vendor Cloud pada Perbankan Digital: Integrasi AHP, WSM, dan PROMETHEE II Berbasis Threshold Domain Aware

Meidhika Nawa Sapta^{*1}, Rianto²

^{1,2} Magister Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta
e-mail: ^{*1}meidhikanawas@gmail.com, ² rianto@uty.ac.id

Abstrak

Seleksi vendor cloud pada lingkungan enterprise skala besar merupakan permasalahan pengambilan keputusan multikriteria (Multi-Criteria Decision Making/MCDM) yang kompleks, terutama ketika jumlah kandidat mencapai puluhan hingga ratusan ribu dan setiap alternatif harus dievaluasi secara konsisten berdasarkan dimensi teknis, operasional, dan finansial. Pendekatan MCDM tunggal umumnya kurang memadai karena tidak mampu mengoptimalkan efisiensi komputasi sekaligus mempertahankan presisi perankingan. Penelitian ini mengusulkan pipeline MCDM hibrida multi-stage yang mengintegrasikan tiga metode secara sekuensial, yaitu Analytic Hierarchy Process (AHP) untuk pembobotan kriteria berbasis konsistensi, Weighted Sum Model (WSM) sebagai mekanisme penyaringan awal yang efisien secara komputasi, dan PROMETHEE II sebagai metode perankingan akhir berbasis perbandingan berpasangan yang presisi. Studi kasus difokuskan pada domain perbankan digital dengan kriteria evaluasi meliputi Security Index, SLA Uptime, Latency, Throughput, dan Operational Cost. Eksperimen dilakukan menggunakan dataset sintetis yang merepresentasikan 100.000 kandidat vendor cloud. Pipeline ini berhasil mereduksi ruang pencarian menjadi 50.000 kandidat terbaik, kemudian menjadi 10.000 kandidat terpilih melalui fase WSM, sebelum diproses oleh PROMETHEE II dengan algoritma blockwise vectorized untuk efisiensi memori. Hasil AHP menunjukkan tingkat konsistensi tinggi dengan Consistency Ratio (CR) sebesar 0,0146, jauh di bawah ambang batas 0,1. Security Index memperoleh bobot tertinggi (0,418884), diikuti SLA Uptime (0,264204), Latency (0,148925), Throughput (0,100129), dan Operational Cost (0,067858), mencerminkan prioritas domain perbankan digital. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pipeline hibrida ini mampu menghasilkan perankingan yang stabil, konsisten, dan sesuai konteks domain, sekaligus menjaga trade-off antara skalabilitas komputasi dan akurasi keputusan pada seleksi vendor cloud skala enterprise.

Kata kunci—MCDM, AHP, WSM, PROMETHEE II, seleksi vendor cloud, perbankan digital, multi-stage decision pipeline

1. PENDAHULUAN

Transformasi perbankan digital dan transisi menuju komputasi awan (*cloud computing*) di era Industri 4.0 telah mengubah arsitektur fundamental institusi keuangan [1]. Pilihan layanan awan yang ditawarkan sangat bervariasi dan kerap didefinisikan melalui metrik *Quality of Service* (QoS) operasional yang spesifik, seperti performa, kapasitas, dan reabilitas [2], [3]. Pemilihan penyedia layanan (*vendor*) yang salah tidak hanya berdampak pada kegagalan layanan, tetapi juga berpotensi memicu pelanggaran integritas keamanan data yang sensitif dan ketidakpatuhan terhadap regulasi perbankan [3], [4].

Evaluasi *vendor cloud* pada dasarnya adalah masalah Pengambilan Keputusan Multikriteria (*Multi-Criteria Decision Making / MCDM*) yang menuntut evaluasi berbagai aspek seperti efisiensi biaya, keandalan teknis, dan keamanan sistem yang sering kali saling bertentangan secara simultan [5], [6]. Secara manual, proses pemilihan untuk populasi *vendor* berskala besar sangat menyita waktu dan rentan terhadap ketidakakuratan manusia, sehingga penerapan sistem pendukung keputusan otomatis menjadi sebuah kebutuhan krusial [7], [8]. Kehadiran metode-metode MCDM dalam sistem informasi manajemen secara signifikan dapat memfasilitasi pengambilan keputusan strategis saat dihadapkan dengan ambiguitas data baik kualitatif maupun kuantitatif [9], [10].

Selama ini, *Analytic Hierarchy Process* (AHP) merupakan salah satu pendekatan populer yang diandalkan untuk memprioritaskan prioritas karena kemampuannya menyederhanakan masalah ke dalam struktur hierarkis dan rasio konsistensi (*Consistency Ratio*) yang terukur [11]. Sayangnya, metode AHP tunggal sangat kewalahan dan kehilangan efisiensinya saat dihadapkan pada jutaan kandidat, karena kebutuhan perbandingan berpasangannya (*pairwise comparisons*) tumbuh secara eksponensial seiring bertambahnya alternatif [12], [13]. Lebih jauh lagi, kompleksitas komputasi menjadi hambatan terbesar dalam memproses algoritma MCDM secara ekstensif pada basis data *provider cloud* raksasa [14].

Untuk menanggulangi keterbatasan teknis dari satu metode tunggal, banyak kajian literatur mutakhir mulai bergeser pada implementasi model MCDM hibrida yang memadukan berbagai teknik penilaian secara terintegrasi [15]. Model gabungan secara empiris dapat menutupi kelemahan komputasional tiap-tiap metode penyusunnya sekaligus menghasilkan kerangka pemeringkatan yang lebih stabil dan kuat [16], [17]. Walaupun pendekatan tersebut cukup menjanjikan, sebagian besar arsitektur MCDM hibrida konvensional masih kesulitan mengelola evaluasi multidimensi dalam skala *enterprise* yang masif secara efisien tanpa kehilangan sensitivitas terhadap nilai batas toleransi atau preferensi kontekstual pengambil Keputusan [17], [18].

Oleh karena itu, sangat diperlukan pengembangan sebuah *pipeline multi-stage* berskala besar yang mengadopsi mekanisme eliminasi terstruktur. Pemanfaatan *Weighted Sum Model* (WSM) sangat ideal diletakkan sebagai saringan kasar (*coarse filtering*) di tahap awal untuk memangkas ribuan alternatif secara efisien [5]. Selanjutnya, seleksi akhir yang presisi dapat diampu oleh metode *outranking* seperti PROMETHEE II yang memiliki kapabilitas *domain-aware* [19], [20]. Metode PROMETHEE unggul dalam memfasilitasi pengaturan *threshold* preferensi sehingga karakter *full compensation* (ketika kelemahan krusial tertutupi oleh nilai tinggi pada kriteria lain) yang kerap membias keputusan akhir, dapat diminimalisasi secara sempurna [20].

Berbeda dengan mayoritas kajian MCDM hibrida untuk seleksi *vendor cloud* yang umumnya divalidasi pada belasan hingga puluhan alternatif berbasis data real-world, penelitian ini secara eksplisit menasar skala *enterprise marketplace* hingga 100.000 kandidat. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada tiga aspek yang saling terkait: (1) arsitektur *funnel* multi-tahap yang memungkinkan PROMETHEE II yang secara inheren berkompleksitas $O(n^2)$ tetap dapat diterapkan pada populasi berskala masif tanpa mengorbankan representativitas populasi melalui sampling acak, dengan mereduksi sekitar 10 miliar pasangan perbandingan pada penerapan langsung (100.000×99.999) menjadi hanya 100 juta pasangan (10.000×9.999) setelah tahap penyaringan WSM, (2) implementasi PROMETHEE II *blockwise vectorized* yang menjamin stabilitas memori pada volume data ekstrem, sebuah aspek rekayasa komputasi yang jarang dibahas secara eksplisit pada literatur MCDM hibrida untuk seleksi *vendor cloud* yang pada umumnya beroperasi pada puluhan hingga ratusan alternatif, dan (3) konfigurasi *threshold* PROMETHEE II yang *domain-aware* dan berbasis distribusi data aktual, bukan nilai generik/seragam yang lazim digunakan pada implementasi PROMETHEE standar. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini bersifat komputasional-arsitektural sekaligus domain-spesifik,

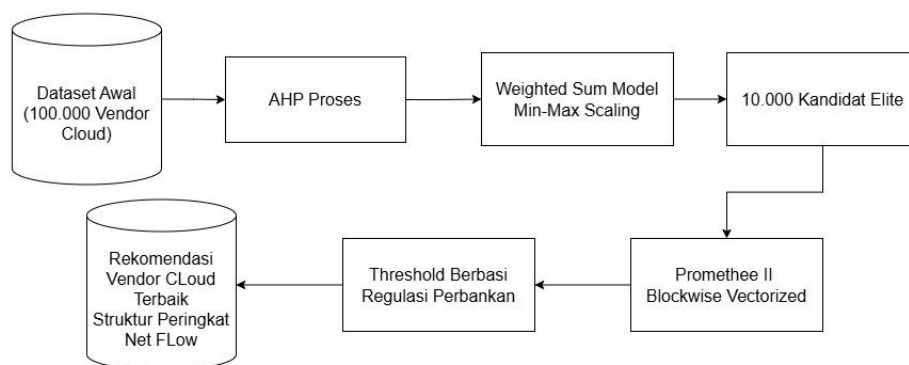
melengkapi kajian-kajian MCDM hibrida sebelumnya yang pada umumnya berfokus pada ketepatan metode di skala kecil hingga menengah.

2. METODE PENELITIAN

Model MCDM berskala besar yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang sebagai sistem pendukung keputusan hierarkis yang bertugas mengatasi kerumitan penyelesaian persoalan multi-atribut [9], [11]. Karena data *vendor cloud* berkarakteristik fluktuatif, parameter evaluasi difokuskan pada kriteria inti perbankan seperti jaminan QoS operasional dan indeks kepercayaan atau keamanan informasi [4], [16]. Pendekatan *design science research* memungkinkan validasi teknis algoritma dilakukan secara sekuensial yang saling berkesinambungan.

Penelitian ini mengadopsi pendekatan *design science research* yang berorientasi pada perancangan dan evaluasi artefak komputasional berupa *pipeline* MCDM hibrida. Secara keseluruhan, penelitian berlangsung dalam empat tahap utama yang bersifat sekuensial: (1) perancangan kriteria dan pembobotan berbasis AHP, (2) konstruksi dataset sintesis dan normalisasi data, (3) implementasi penyaringan awal dengan WSM, dan (4) perangkingan akhir menggunakan PROMETHEE II. Keempat tahap ini dirancang agar dapat dieksekusi secara terotomatisasi dalam satu *pipeline* terpadu menggunakan bahasa pemrograman Python.

Kerangka metodologis yang dipilih mempertimbangkan dua dimensi utama secara simultan: *scalability* komputasi untuk menangani populasi vendor berskala besar, dan *domain fidelity* agar hasil perangkingan mencerminkan prioritas bisnis sektor perbankan digital secara akurat. Kombinasi AHP + WSM + PROMETHEE II dipilih karena masing-masing metode memberikan kontribusi yang saling melengkapi: AHP menjamin bobot yang tervalidasi secara konsistensi, WSM menyediakan mekanisme eliminasi yang efisien, dan PROMETHEE II menghasilkan perangkingan berbasis dominansi relatif yang lebih nuansatif dibandingkan metode kompensatoris murni.



Gambar 1. Tahapan Pipeline MCDM Hibrida Multi-Stage

2.1. Karakteristik Dataset

Penelitian menggunakan dataset sintesis yang merepresentasikan 100.000 kandidat *vendor cloud*. Dataset dipilih karena keterbatasan akses terhadap data riil dan memungkinkan pengendalian distribusi statistik secara terkontrol. Setiap rekaman merepresentasikan satu vendor dengan *Vendor_ID* unik dan lima atribut kriteria yang relevan dengan domain perbankan digital.

Setiap kriteria dalam dataset dibangkitkan secara *independen* melalui distribusi *uniform kontinu* $U(\min, \max)$ pada rentang yang ditetapkan berdasarkan pertimbangan domain (Tabel 2). Tabel 1 merangkum karakteristik statistik populasi dataset.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Dataset Sintetis (n = 100.000)

Kriteria	Rentang (min–maks)	Rata-rata	Std. Deviasi Aktual	Std. Deviasi Teoretis-Uniform
<i>Security Index</i>	1,00 - 10,00	5,51	2,600	2,598
<i>SLA Uptime (%)</i>	98,000 - 99,999	98,997	0,577	0,577
<i>Latency (ms)</i>	10,00 - 150,00	79,93	40,368	40,415
<i>Throughput (RPS)</i>	1.000 -19.999	10.508	5.483,7	5.484,5
<i>Operational Cost (USD)</i>	0,05 - 5,00	2,53	1,427	1,429

Validasi dataset menunjukkan kesesuaian standar deviasi aktual dan teoretis dengan selisih <0,2%, sementara uji Kolmogorov–Smirnov mendukung distribusi pada sebagian besar kriteria dan korelasi antar-kriteria mendekati nol ($|r| < 0,01$), sehingga data dinilai independen dan sesuai spesifikasi.

Rentang kriteria ditetapkan berdasarkan karakteristik operasional layanan *cloud*, meliputi *Latency* 10–150 ms, *Throughput* 1.000–19.999 RPS, *SLA Uptime* 98,000–99,999%, *Operational Cost* 0,05–5,00 USD/unit, serta *Security Index* 1–10. Populasi 100.000 kandidat digunakan untuk merepresentasikan skala evaluasi *cloud enterprise* sekaligus menguji skalabilitas *pipeline*, karena PROMETHEE II secara langsung membutuhkan sekitar 10 miliar perbandingan.

Implikasi metodologis dari independensi antar-kriteria pada dataset sintetis ini yang tidak mencerminkan korelasi riil antar-atribut *vendor cloud* (mis. korelasi biaya-kualitas) dibahas secara eksplisit sebagai keterbatasan penelitian pada Bagian 3.

Tabel 2. Kriteria Evaluasi Vendor Cloud dan Karakteristiknya

Atribut	Tipe Kriteria	Keterangan Domain
<i>Security_Index</i>	Benefit	Indeks keamanan sistem cloud, nilai lebih tinggi lebih baik
<i>SLA_Uptime_pct</i>	Benefit	Persentase uptime layanan (SLA), nilai lebih tinggi lebih baik
<i>Latency_ms</i>	Cost	Latensi jaringan dalam milidetik, nilai lebih rendah lebih baik
<i>Throughput_RPS</i>	Benefit	Kapasitas request per detik, nilai lebih tinggi lebih baik
<i>Operational_Cost_USD</i>	Cost	Biaya operasional per unit, nilai lebih rendah lebih baik

Pemilihan lima kriteria pada Tabel 2 didasarkan pada kerangka evaluasi *vendor cloud* untuk sektor perbankan digital yang mengintegrasikan dimensi keamanan, ketersediaan layanan, performa jaringan, dan efisiensi biaya. Kriteria *Security Index* dan *SLA Uptime* dikategorikan sebagai *benefit* (nilai lebih tinggi lebih baik), sementara *Latency* dan *Operational Cost* dikategorikan sebagai *cost* (nilai lebih rendah lebih baik). Kategorisasi ini menjadi dasar perlakuan berbeda pada tahap normalisasi data.

2.2. Formulasi Pembobotan dan Uji Konsistensi AHP

Fase pembobotan menggunakan *Analytic Hierarchy Process* (AHP) untuk mengekstraksi pengetahuan ahli dan memetakan prioritas strategis perbankan. Pakar menetapkan nilai perbandingan berpasangan antar kriteria, kemudian bobot dihitung melalui normalisasi kolom dan rata-rata setiap baris. Validitas matriks keputusan diuji berdasarkan nilai eigen maksimum (λ_{max}) untuk memperoleh *Consistency Index* (CI), sehingga konsistensi logis dan keandalan analitis model dapat terjamin [11], [13]. Untuk menjamin kesahihan matriks keputusan, uji konsistensi logis dilakukan menggunakan nilai eigen maksimum (λ_{max}) untuk menghitung *Consistency Index* (CI) melalui persamaan (1):

$$CI = (\lambda_{max} - n)/(n - 1) \quad (1)$$

Selanjutnya, nilai Consistency Ratio (CR) ditentukan dengan membandingkan nilai CI terhadap Random Index (RI) standar berdasarkan dimensi matriks ($n = 5$ kriteria, $RI = 1,12$) melalui persamaan (2):

$$CR = CI/RI \quad (2)$$

2.3 Penyaringan Awal Menggunakan WSM (Coarse Filtering)

Transisi menuju fase evaluasi dan perangkingan dieksekusi secara ganda, yang diawali melalui *Weighted Sum Model* (WSM). Mekanisme *coarse filtering* oleh WSM dimanfaatkan untuk menghitung fungsi utilitas aditif dasar guna mengeliminasi kandidat *vendor* di bawah rata-rata dengan latensi waktu terendah [13], [18], memastikan penyaringan ribuan alternatif dilakukan secara efisien sebelum masuk ke tahap presisi.

Sebelum perhitungan WSM dilakukan, seluruh data kriteria dinormalisasi menggunakan metode *min-max scaling* untuk membawa semua atribut ke dalam skala $[0, 1]$ yang sebanding. Kriteria bertipe *benefit* dinormalisasi langsung menggunakan persamaan (3):

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_j^{\min}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \quad (3)$$

sedangkan kriteria bertipe cost dibalik orientasinya menjadi persamaan (4):

$$r_{ij} = \frac{x_j^{\max} - x_{ij}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \quad (4)$$

sehingga nilai yang lebih besar selalu merepresentasikan kondisi yang lebih baik. Skor WSM setiap vendor kemudian dihitung menggunakan persamaan (5):

$$WSM_i = \sum_{j=1}^n (w_j \times r_{ij}) \quad (5)$$

di mana w_j adalah bobot AHP kriteria ke- j dan r_{ij} adalah nilai normalisasi vendor ke- i pada kriteria ke- j . Dari keseluruhan 100.000 data populasi, seluruh data diproses tanpa pengambilan sampel acak guna memastikan representasi populasi yang komprehensif pada fase penyaringan WSM. Pendekatan full-population processing ini dimungkinkan oleh efisiensi komputasi WSM yang bersifat $O(n)$, sehingga memproses seluruh populasi tidak menimbulkan hambatan performa yang signifikan. Dari 100.000 data hasil perhitungan, sebanyak 50.000 teratas berdasarkan skor WSM disimpan sebagai data historis audit, dan 10.000 terbaik diteruskan ke fase PROMETHEE II sebagai kandidat elite. Strategi penyaringan ini mereduksi ruang pencarian dari populasi aktif sebesar 80% menjadi 10.000 kandidat, secara dramatis mengurangi kompleksitas komputasi fase perangkingan akhir tanpa mengorbankan kandidat berkualitas tinggi.

2.4 Algoritma Perangkingan Presisi PROMETHEE II Blockwise

Setelah ruang pencarian direduksi, sebagai algoritma puncak, PROMETHEE II berperan melakukan kalkulasi *outranking* berbasis fungsi preferensi spesifik (*domain-aware threshold*) pada sekumpulan alternatif elit secara *blockwise* [5], [20]. Alur penyaringan bertingkat ini memastikan bahwa penentuan nilai *Net Flow* terbebas dari bias kompensatoris penuh (*full compensation*) sekaligus menjamin stabilitas komputasi saat melintasi volume data yang ekstrem [19], [20].

PROMETHEE II mengevaluasi keunggulan relatif antar kandidat melalui mekanisme perbandingan berpasangan. Penilaian menggunakan fungsi preferensi linear (PROMETHEE Type V) yang mengintegrasikan indifference threshold (q) dan strict preference threshold (p). Konfigurasi parameter q dan p ditetapkan secara spesifik per kriteria sesuai dengan satuan

dan rentang nilai masing-masing atribut di domain perbankan digital agar merepresentasikan perbedaan yang bermakna secara bisnis, bukan sekadar perbedaan numerik generik.

Algoritma diimplementasikan menggunakan pendekatan blockwise vectorized dengan ukuran blok 250 vendor per iterasi. Strategi ini memungkinkan penanganan $10.000 \times 10.000 = 100$ juta pasangan perbandingan secara efisien tanpa menyebabkan memory overflow, karena setiap blok hanya memuat submatriks berukuran maksimal 250×250 dalam memori pada satu waktu. Leaving flow ($\varphi +$) yang merepresentasikan kekuatan alternatif dan entering flow ($\varphi -$) yang merepresentasikan kelemahan alternatif dihitung secara inkremental, kemudian dibagi dengan $(n - 1)$ pada tahap akhir untuk menghasilkan nilai arus net ($NetFlow/\varphi$) sebagai penentu ranking final ditunjukkan pada persamaan (6):

$$\varphi(a) = \varphi + (a) - \varphi - (a) \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pembobotan Kriteria dengan AHP

Tahap pertama pipeline MCDM hibrida adalah penentuan bobot prioritas kriteria menggunakan *Analytic Hierarchy Process* (AHP). Matriks perbandingan berpasangan dibangun berdasarkan pertimbangan domain perbankan digital, dengan keamanan dan ketersediaan layanan sebagai prioritas utama, sementara biaya operasional menjadi pertimbangan sekunder. Pendekatan ini sejalan dengan regulasi perbankan yang mewajibkan tingkat keamanan data dan kontinuitas layanan (*business continuity*) tertinggi.

Tabel 3. Matriks Perbandingan Berpasangan AHP

Kriteria	Security	SLA Uptime	Latency	Throughput	Op. Cost
Security	1,00	2,00	3,00	4,00	5,00
SLA Uptime	0,50	1,00	2,00	3,00	4,00
Latency	0,33	0,50	1,00	2,00	2,00
Throughput	0,25	0,33	0,50	1,00	2,00
Op. Cost	0,20	0,25	0,50	0,50	1,00

Berdasarkan matriks perbandingan pada Tabel 3, perhitungan bobot prioritas dilakukan melalui proses normalisasi kolom dan rata-rata baris. Nilai λ_{max} yang diperoleh sebesar 5,0652 menghasilkan.

$$Consistency\ Index\ (CI) = \frac{5,0652-5}{5-1} = 0,0163$$

Dengan menggunakan nilai *Random Index* (RI) sebesar 1,12 untuk jumlah kriteria ($n = 5$), diperoleh.

$$ConsistencyRatio(CR) = \frac{0,0163}{1,12} = 0,0146$$

Nilai CR ini berada jauh di bawah ambang batas maksimum 0,10 yang direkomendasikan oleh Saaty (1980), sehingga preferensi matriks perbandingan dinyatakan konsisten dan matriks bobot yang dihasilkan valid untuk diintegrasikan pada tahap komputasi penyaringan WSM dan perangkingan PROMETHEE II.

Tabel 4. Bobot Prioritas Kriteria Hasil AHP

Kriteria	Jenis	Bobot AHP
Security Index	Benefit	0,418884
SLA Uptime (%)	Benefit	0,264204
Latency (ms)	Cost	0,148925
Throughput (RPS)	Benefit	0,100129
Operational Cost (USD)	Cost	0,067858

Tabel 4 menunjukkan distribusi bobot kriteria yang mencerminkan karakteristik domain perbankan digital. *Security Index* memperoleh bobot tertinggi ($w_1 = 0,418884$), mengindikasikan keamanan sebagai faktor penentu utama, sejalan dengan regulasi PCI-DSS, ISO 27001, dan OJK yang mewajibkan standar keamanan data nasabah sangat ketat. SLA Uptime berada di posisi kedua ($w_2 = 0,264204$), mencerminkan kebutuhan layanan tersedia 24/7 tanpa downtime yang mengganggu transaksi. *Latency* ($w_3 = 0,148925$) dan *Throughput* ($w_4 = 0,100129$) berada pada posisi menengah, sementara *Operational Cost* mendapat bobot terendah ($w_5 = 0,067858$), menunjukkan efisiensi biaya bukan faktor dominan dibandingkan keandalan teknis.

3.2. Analisis Hasil Penyaringan Awal WSM

Eksekusi WSM sebagai lapisan penyaringan awal berhasil memberikan hasil eliminasi linier yang cepat. Pendekatan *coarse filtering* berbasis WSM ini efektif karena skor WSM yang tinggi secara statistik berkorelasi kuat dengan performa multikriteria yang unggul. Vendor-vendor yang tersaring pada tahap ini sudah menunjukkan dominasi relatif di sebagian besar dimensi kriteria, sehingga fase PROMETHEE II dapat fokus pada perbedaan halus (*fine-grained differentiation*) di antara kandidat-kandidat *elite*.

3.3. Konfigurasi Threshold PROMETHEE II berbasis Domain

Keunggulan utama implementasi PROMETHEE II dalam penelitian ini terletak pada pendekatan *domain-aware* dalam penentuan *threshold* preferensi. Berbeda dengan implementasi generik yang menggunakan *threshold* tunggal atau uniform, penelitian ini menetapkan *parameter q* (*indifference threshold*) dan *p* (*strict preference threshold*) secara spesifik per kriteria sesuai dengan satuan dan rentang nilai masing-masing atribut di domain perbankan digital.

Tabel 5. Konfigurasi Threshold Fungsi Preferensi PROMETHEE II

Kriteria	Fungsi Preferensi	Threshold q	Threshold p
Security Index	Linear (Type V)	0,5	2,0
SLA Uptime (%)	Linear (Type V)	0,1	0,5
Latency (ms)	Linear (Type V)	5,0	20,0
Throughput (RPS)	Linear (Type V)	500,0	2.000,0
Operational Cost (USD)	Linear (Type V)	0,2	1,0

Tabel 5 menyajikan konfigurasi threshold untuk setiap kriteria. Fungsi preferensi linear (PROMETHEE Type V) dipilih untuk semua kriteria karena mampu mengakomodasi gradasi preferensi kontinu sesuai karakteristik data kuantitatif. Misalnya, untuk *Latency*, perbedaan hingga 5 ms dianggap tidak signifikan ($q = 5$ ms), sementara perbedaan di atas 20 ms merepresentasikan keunggulan mutlak ($p = 20$ ms). Konfigurasi serupa diterapkan pada Throughput dengan toleransi *indifference* 500 RPS yang mencerminkan variasi operasional wajar dalam infrastruktur cloud perbankan.

Penentuan nilai q dan p mengacu pada makna praktis domain serta memiliki basis statistik yang dapat diverifikasi terhadap sebaran nilai aktual tiap kriteria. Tabel 6 merangkum nilai q dan p sebagai persentase dari rentang masing-masing kriteria, serta persentase pasangan vendor (dari 200.000 pasangan acak) yang selisih nilainya berada di bawah ambang tersebut.

Tabel 6. Basis Statistik Threshold PROMETHEE II

Kriteria	q	p	q (% rentang)	p (% rentang)	% pasangan $\leq q / \leq p$
Security Index	0,5	2,0	5,56%	22,22%	11,9% / 40,2%
SLA Uptime (%)	0,1	0,5	5,00%	25,01%	9,7% / 43,8%
Latency (ms)	5,0	20,0	3,57%	14,29%	6,9% / 26,5%
Throughput (RPS)	500,0	2.000,0	2,63%	10,53%	5,2% / 20,1%

Operational Cost (USD)	0,2	1,0	4,04%	20,20%	7,9% / 36,5%
------------------------	-----	-----	-------	--------	--------------

Nilai q berada pada kisaran 2,6%–5,6% dari rentang tiap kriteria, dan nilai p pada 10,5%–25,0%. Konsistensi proporsi antar-kriteria ini menunjukkan threshold tidak ditetapkan secara arbitrer, melainkan mengikuti prinsip skala seragam relatif terhadap sebaran data masing-masing, sekaligus dikalibrasi terhadap makna praktis domain perbankan digital. Dengan pendekatan ganda ini—grounding statistik terhadap sebaran data aktual dan validasi terhadap makna praktis bisnis—konfigurasi threshold menghindari kesan asumsi arbitrer, sekaligus tetap merepresentasikan preferensi domain yang bermakna secara bisnis.

3.4. Hasil Perangkingan Akhir PROMETHEE II

Tahap akhir pipeline menghasilkan perangkingan lengkap seluruh 10.000 kandidat berdasarkan nilai Net Flow PROMETHEE II. Net Flow merupakan selisih antara Leaving Flow (φ^+) dan Entering Flow (φ^-), di mana nilai positif yang lebih tinggi mengindikasikan vendor yang secara agregat lebih unggul dibandingkan alternatif lainnya dalam ruang multikriteria. Tabel 7 menyajikan 10 vendor terbaik yang dihasilkan oleh pipeline.

Tabel 7. Sepuluh Vendor Cloud Terbaik Berdasarkan Net Flow PROMETHEE II

Peringkat	Vendor ID	WSM Score	Leaving Flow	Entering Flow	Net Flow
0	CLOUD_071562	0.969454	0.550654	0.005718	0.544936
1	CLOUD_003413	0.961654	0.517338	0.001456	0.515882
2	CLOUD_049547	0.957632	0.539497	0.027937	0.511560
3	CLOUD_071856	0.945762	0.522228	0.026151	0.496077
4	CLOUD_042501	0.951304	0.503901	0.010469	0.493432
5	CLOUD_042851	0.949631	0.528256	0.036413	0.491843
6	CLOUD_015996	0.945700	0.514718	0.024872	0.489847
7	CLOUD_051414	0.950002	0.521985	0.036180	0.485805
8	CLOUD_045545	0.919234	0.520169	0.060720	0.459449
9	CLOUD_096631	0.932704	0.472346	0.018254	0.454092

Hasil pada Tabel 7 menunjukkan bahwa vendor peringkat teratas memiliki *Net Flow* signifikan pada kisaran 0,49–0,54, dengan *Leaving Flow* yang jauh lebih tinggi daripada *Entering Flow*. Hal ini menunjukkan bahwa vendor tersebut secara konsisten mendominasi alternatif lain dalam perbandingan berpasangan pada sebagian besar kriteria. Korelasi positif yang kuat antara *WSM Score* dan *Net Flow* PROMETHEE II juga mengonfirmasi bahwa tahap penyaringan WSM berhasil mengidentifikasi kandidat berkinerja tinggi secara multikriteria.

Perbedaan urutan antara *WSM Score* dan *Net Flow* pada beberapa vendor, seperti vendor peringkat ke-3 yang turun ke posisi ke-4 setelah PROMETHEE II, terjadi karena WSM bersifat kompensatoris sehingga kelemahan pada satu kriteria dapat tertutupi oleh keunggulan pada kriteria lain. Sebaliknya, PROMETHEE II melalui perbandingan berpasangan mampu menangkap ketidakkonsistenan tersebut sehingga menghasilkan perangkingan yang lebih nuansatif.

3.5. Analisis Keunggulan Pipeline Hibrida Multi-Stage

Pipeline tiga tahap lebih efisien dibandingkan penerapan PROMETHEE II pada 100.000 data. Pengurangan kandidat dari 50.000 menjadi 10.000 menurunkan beban komputasi secara teoritis hingga 25 kali karena kompleksitas PROMETHEE II yang $O(n^2)$, sehingga sesuai untuk evaluasi vendor berkala maupun sistem real-time.

Dari sisi keputusan, AHP menghasilkan bobot yang terstruktur dan konsisten, WSM melakukan penyaringan secara efisien, sedangkan PROMETHEE II menghasilkan perangkingan akhir yang lebih komprehensif dan presisi. Penggunaan threshold yang disesuaikan dengan

karakteristik operasional setiap kriteria juga meningkatkan validitas hasil dengan memastikan preferensi mencerminkan perbedaan yang relevan secara bisnis.

3.6. Analisis Kestabilan Perangkingan (*Ranking Stability*)

Uji kestabilan menunjukkan korelasi kuat antara peringkat WSM dan PROMETHEE II, dengan Spearman $\rho = 0,861$ dan Kendall $\tau = 0,683$ ($p < 0,001$), serta *overlap* 90% pada *top-10* dan 88% pada *top-100*. Hal ini menunjukkan konsistensi kedua metode sekaligus menegaskan nilai tambah PROMETHEE II dalam melakukan *reranking*.

Uji sensitivitas *threshold* $\pm 20\%$ juga menunjukkan hasil yang relatif *robust*, dengan Kendall $\tau > 0,83$, meskipun *overlap top-10* dapat turun hingga 80%. Oleh karena itu, keputusan sebaiknya mempertimbangkan beberapa kandidat teratas, bukan hanya vendor peringkat pertama, serta dilengkapi evaluasi kualitatif.

3.7. Risiko Bias dari Data Sintetis

Penggunaan dataset sintetis berpotensi menimbulkan bias karena kelima kriteria dibandingkan secara independen dengan korelasi mendekati nol ($|r| < 0,01$), berbeda dari kondisi pasar vendor *cloud* yang memiliki korelasi dan *trade-off* antaratribut. Kondisi ini dapat membuat proses seleksi lebih mudah dibandingkan data riil. Oleh karena itu, presisi dan stabilitas *pipeline* yang diperoleh sebaiknya dipandang sebagai batas atas (*upper bound*) performa pada data terkontrol, bukan representasi kinerja pada data vendor riil yang memiliki korelasi dan *noise* lebih kompleks.

3.8. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, validasi *pipeline* masih menggunakan data sintetis sehingga hasil perangkingan vendor bersifat ilustratif. Kedua, bobot AHP ditetapkan berdasarkan pertimbangan peneliti, belum melibatkan elisitasi pakar atau praktisi perbankan digital. Ketiga, kriteria evaluasi belum mencakup aspek penting seperti *compliance*, *data residency*, dan risiko *vendor lock-in*. Keempat, *threshold* PROMETHEE II belum divalidasi melalui preferensi pengambil keputusan riil di institusi perbankan digital.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan menguji sebuah *pipeline* MCDM hibrida *multi-stage* yang mengintegrasikan AHP, WSM, dan PROMETHEE II untuk seleksi *vendor cloud* pada konteks perbankan *digital*. Integrasi ini membuktikan bahwa pendekatan bertahap mampu menjawab dua tantangan utama sekaligus, yaitu efisiensi komputasi pada populasi *vendor* yang sangat besar dan ketepatan perangkingan berdasarkan prioritas *domain*. Hasil pembobotan dengan AHP menunjukkan tingkat konsistensi yang sangat baik dengan nilai CR sebesar 0,0146, sehingga bobot kriteria yang dihasilkan layak digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan.

Dari hasil AHP, *Security Index* memperoleh bobot tertinggi, diikuti *SLA Uptime*, *Latency*, *Throughput*, dan *Operational Cost*. Susunan bobot ini menegaskan bahwa dalam perbankan *digital*, aspek keamanan dan keberlangsungan layanan lebih dominan dibandingkan efisiensi biaya. Tahap WSM berhasil berfungsi sebagai penyaring awal yang efektif untuk mereduksi ruang pencarian secara signifikan, sebelum kandidat terbaik diproses lebih lanjut menggunakan PROMETHEE II. Sementara itu, PROMETHEE II dengan *threshold* berbasis *domain-aware* mampu menghasilkan perangkingan yang lebih nuansatif dan tidak semata-mata kompensatoris, sehingga keputusan akhir lebih mencerminkan kondisi operasional nyata di sektor perbankan.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa *pipeline* hibrida AHP-WSM-PROMETHEE II memberikan hasil yang stabil, konsisten, dan skalabel untuk seleksi *vendor*

cloud skala *enterprise*. Pendekatan ini juga terbukti mampu menjaga keseimbangan antara kecepatan pemrosesan dan kualitas keputusan, sehingga berpotensi diimplementasikan sebagai sistem pendukung keputusan untuk seleksi *vendor cloud* pada institusi perbankan *digital*.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset *vendor cloud* riil dan pengujian di lingkungan industri untuk meningkatkan validitas serta menguji ketahanan *pipeline* terhadap variasi data dinamis. Model juga dapat dikembangkan dengan menambahkan kriteria seperti kepatuhan regulasi, *disaster recovery*, *data residency*, *interoperability*, dan risiko *vendor lock-in*. Selain itu, perbandingan dengan metode MCDM lain seperti TOPSIS, VIKOR, dan fuzzy MCDM, disertai uji sensitivitas bobot dan *threshold*, diperlukan untuk mengevaluasi efisiensi, stabilitas, sensitivitas, dan *robustness* perancangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Amiri, M. Hashemi-Tabatabaei, M. Keshavarz-Ghorabae, J. Antucheviciene, J. Šaparauskas, and M. Keramatpanah, "Evaluation of Digital Banking Implementation Indicators and Models in the Context of Industry 4.0: A Fuzzy Group MCDM Approach," *Axioms*, vol. 12, no. 6, pp. 1–43, Jun. 2023, doi: 10.3390/axioms12060516.
- [2] A. M. Mostafa, "A Hybrid Framework for Ranking Cloud Services Based on Markov Chain and the Best-Only Method," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 50–66, Jan. 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3232746.
- [3] S. G. Patel and Dr. S. P. Patel, "Cloud Service Provider Selection: A Complex Multi-Criteria Decision Making Problem," *J. Electrical Systems*, no. 10, pp. 1200–1207, 2024.
- [4] M. Yang, T. Gao, W. Xie, L. Jia, and T. Zhang, "The Assessment of Cloud Service Trustworthiness State Based on D-S Theory and Markov Chain," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 68618–68632, Jul. 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3185684.
- [5] A. C. Adamuthe and S. C. Mane, "Cloud Service Provider Selection Using Multi-Criteria Decision Making Methods," *Industrial Engineering Journal*, vol. 17, no. 9, pp. 21–25, Sep. 2024.
- [6] H. Taherdoost and M. Madanchian, "Multi-Criteria Decision Making (MCDM) Methods and Concepts," *Encyclopedia*, vol. 3, no. 1, pp. 77–87, Jan. 2023, doi: 10.3390/encyclopedia3010006.
- [7] F. Psarommatis and D. Kiritsis, "A Hybrid Decision Support System for Automating Decision Making in The Event of Defects in The Era of Zero Defect Manufacturing," *J. Ind. Inf. Integr.*, vol. 26, pp. 1–14, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.jii.2021.100263.
- [8] A. Rani, D. Mishra, and A. Omerovic, "Multi-Criteria Decision-Making Methods: A Case of Software Vendor Selection," *TEM Journal*, vol. 13, no. 2, pp. 1218–1229, May 2024, doi: 10.18421/TEM132-35.
- [9] M. Madanchian and H. Taherdoost, "Applications of Multi-Criteria Decision Making in Information Systems for Strategic and Operational Decisions," *Computers*, vol. 14, no. 6, pp. 1–21, May 2025, doi: 10.3390/computers14060208.
- [10] S. Koul and R. Verma, "Dynamic Vendor Selection: A Fuzzy AHP Approach," *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, vol. 4, no. 2, 2012, doi: 10.13033/ijahp.v4i2.129.

- [11] T. L. Saaty and L. G. Vargas, *Models, Methods, Concepts & Application of the Analytic Hierarchy Process*, Second Edition., vol. 175. USA: Operations Research Management Science, 2012.
- [12] A. M. Mostafa, "A Group Multi-Criteria Decision-Making Approach Based on the Best-Only Method for Cloud Service Selection," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 119946–119957, Sep. 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3450280.
- [13] S. Uma and E. D. Geetha, "An Integrated Multi-Criteria Decision-Making Model for Cloud Service Provider Selection," *International Journal of Decision Support System Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 625–642, 2022, doi: 10.4018/IJDSST.286692.
- [14] L. R. Rittes and A. Fiorese, "Using Multicriteria Decision Method to Score and Rank Serverless Providers," in *International Conference on Enterprise Information Systems, ICEIS - Proceedings*, Brazil: Science and Technology Publications, Lda, 2025, pp. 27–36. doi: 10.5220/0013295800003929.
- [15] F. X. R. S. Wibowo and N. P. Pramesti, "A Systematic Literature Review of Hybrid Multi-Criteria Decision-Making and Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution Methods for Construction Material Supplier Selection," *Civil and Sustainable Urban Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 48–62, Feb. 2026, doi: 10.53623/csue.v6i1.918.
- [16] L. Liu, C. Lu, F. Xiao, R. Liu, and N. N. Xiong, "A Practical, Integrated Multi-Criteria Decision-Making Scheme for Choosing Cloud Services in Cloud Systems," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 88391–88404, Jun. 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3089991.
- [17] C. Zoie RADULESCU, M. Radulescu, and F. Gheorghe FILIP, "Cloud Provider Selection A Complex Multicriteria Problem," *ROMANIAN JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol. 24, no. 4, pp. 337–352, 2021.
- [18] A. Makwe *et al.*, "Cloud Service Prioritization Using A Multi-Criteria Decision-Making Technique in A Cloud Computing Environment," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 15, no. 7, pp. 1–9, Jul. 2024, doi: 10.1016/j.asej.2024.102785.
- [19] J. P. Brans and Ph. Vincke, "A Preference Ranking Organisation Method," *Manage. Sci.*, vol. 31, no. 6, pp. 647–656, Jun. 1985, doi: 10.1287/mnsc.31.6.647.
- [20] E. Pohl and J. Geldermann, "PROMETHEE-Cloud: A Web App to Support Multi-Criteria Decisions," *EURO Journal on Decision Processes*, vol. 12, pp. 1–13, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.ejdp.2024.100053.