

Multi Objective Production Routing Problem dengan Dimensi Keberlanjutan Menggunakan Algoritma Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive-Great Deluge (SA-DG) Hyper-Heuristic

Rangga Etyawan Giantara*, Ahmad Muklason
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Indonesia
Email: giantara9@gmail.com*, muklason@its.ac.id

Keywords:

production routing problem (prp); multi-objective optimization (moo); sustainability dimensions; hyper-heuristic; weighted tchebycheff.

Kata Kunci:

production routing problem (prp); multi-objective optimization (moo); dimensi keberlanjutan; hyper-heuristic; weighted tchebycheff.

Abstract

Sustainable Supply Chain Management (SSCM) demands the integration of economic efficiency with environmental and social responsibility. The Production Routing Problem (PRP) focused on cost minimization has now been expanded to the Sustainable PRP (SU-PRP), defined as a multi-objective optimization (MOMILP) of three conflicting objectives: minimizing economic costs, minimizing CO₂ emission costs, and minimizing social costs (accident risk). The complexity of the SU-PRP model at large scales reveals significant inefficiencies in exact algorithms. This research develops a Hyper-heuristic algorithm, namely the Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive-Great Deluge (AWT SA-DG), to address these challenges. The algorithm is tested on a case study with 2 plants, 5 retailers, 4 vehicle types, 2 products, and 2 planning periods. Experimental results show that the AWT SA-DG algorithm successfully produces 12 Pareto Optimal Solutions, compared to 9 solutions from the Weighted Sum method. A Spacing Metric (SM) value of 6.7024 indicates a more uniform solution distribution, Inverted Generational Distance (IGD) of 0.00 (100% diversification efficiency), and Mean Ideal Distance (MID) of 255.35 proves convergence 79.59% closer to the ideal point than Weighted Sum. The AWT SA-DG algorithm is proven superior in solving MOMILP SU-PRP and has potential for implementation at larger industrial planning scales.

Abstrak

Manajemen Rantai Pasok Berkelanjutan (Sustainable Supply Chain Management/SSCM) menuntut integrasi efisiensi ekonomi dengan tanggung jawab lingkungan dan sosial. Production Routing Problem (PRP) yang berfokus pada minimalisasi biaya kini diperluas menjadi Sustainable PRP (SU-PRP), yaitu optimasi multi-objektif (MOMILP) dari tiga tujuan yang saling bertentangan: minimalisasi biaya ekonomi, minimalisasi biaya emisi CO₂, dan minimalisasi biaya sosial (risiko kecelakaan). Kompleksitas model SU-PRP pada skala besar menunjukkan inefisiensi signifikan pada algoritma eksak. Penelitian ini mengembangkan algoritma Hyper-heuristic berupa Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive-Great Deluge (AWT SA-DG) untuk mengatasi permasalahan tersebut. Algoritma diuji menggunakan studi kasus dengan 2 plant, 5 retailer, 4 tipe kendaraan, 2 produk, dan 2 periode perencanaan. Hasil eksperimen menunjukkan algoritma AWT SA-DG berhasil menghasilkan 12 Pareto Optimal Solutions, dibandingkan 9 solusi dari metode Weighted Sum. Nilai Spacing Metric (SM) sebesar 6.7024 menunjukkan distribusi solusi yang lebih merata, Inverted Generational Distance (IGD) bernilai 0.00 (100% efisiensi diversifikasi), dan Mean Ideal Distance (MID) sebesar 255.35 membuktikan konvergensi 79.59% lebih dekat ke titik ideal dibanding Weighted Sum. Algoritma AWT SA-DG terbukti unggul dalam memecahkan MOMILP SU-PRP dan berpotensi diimplementasikan pada skala perencanaan industri yang lebih besar.

PENDAHULUAN

Manajemen Rantai Pasok (Supply Chain Management/SCM) merupakan bidang ilmu strategi berfokus pada penyelarasan dan integrasi aktivitas mulai dari hulu hingga hilir untuk memberikan nilai yang lebih baik bagi pelanggan dan mencapai efisiensi operasional. Dalam operasional, integrasi keputusan produksi, inventory, dan distribusi dikenal sebagai *Production Routing Problem (PRP)*. PRP menggabungkan kompleksitas Lot Sizing Problem (LSP) dan Vehicle Routing Problem (VRP), dengan fokus utama pada efisiensi biaya operasional meliputi biaya persiapan produksi, biaya variabel produksi, biaya inventori, dan biaya transportasi (Abbasi et al., 2024).

Tantangan perubahan iklim dan tanggung jawab sosial mendorong pergeseran paradigma dari SCM menuju Sustainable Supply Chain Management (SSCM). SSCM mewajibkan perusahaan mengintegrasikan tiga pilar keberlanjutan (*Triple Bottom Line*): Ekonomi, Lingkungan, dan Sosial, sehingga lingkup PRP diperluas menjadi Sustainable Production Routing Problem (SU-PRP) (Garside et al., 2025). Integrasi tiga tujuan ini menghasilkan model Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming (MOMILP) yang bersifat NP-Hard pada skala besar.

Memecahkan MOMILP SU-PRP menghadirkan dua tantangan utama: (1) Kompleksitas PRP yang sangat tinggi pada isu-isu skala besar, dan (2) Keterbatasan algoritma eksak yang menunjukkan inefisiensi komputasional signifikan. Penelitian sebelumnya menggunakan algoritma eksak seperti Weighted Sum dan AUGMECON2 berhasil membuktikan validitas model, namun waktu komputasi yang panjang membuat metode ini tidak praktis untuk skenario perencanaan industri yang dinamis dan berskala besar.

Untuk mengatasi masalah skalabilitas dan kompleksitas tersebut, penelitian ini mengembangkan kerangka kerja *Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive Great Deluge (SA-GD) Hyper-heuristic Algorithm*. Metodologi ini menggabungkan: (1) Weighted Tchebycheff sebagai metode multi-objective yang efektif menghasilkan solusi optimal pareto pada bagian non-convex dari Pareto Front; (2) Iterated Self-Adaptive (SA) untuk menyesuaikan parameter algoritma dan strategi pemilihan operator heuristik tingkat rendah secara dinamis; dan (3) Great Deluge (GD) sebagai kriteria penerimaan solusi yang efisien untuk menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi ruang solusi.

Kesenjangan penelitian (research gap) yang ingin diisi adalah belum adanya algoritma hyper-heuristic yang dirancang khusus untuk MOMILP SU-PRP dengan tiga tujuan yang saling bertentangan, yang mampu menghasilkan solusi Pareto optimal berkualitas tinggi dengan waktu komputasi yang layak untuk skala industri. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan algoritma yang menggabungkan keunggulan metode scalarization Weighted Tchebycheff (mampu menangani Pareto front non-convex) dengan mekanisme iterated self-adaptive (untuk adaptasi dinamis parameter) dan kriteria penerimaan Great Deluge (untuk keseimbangan eksplorasi-eksploitasi).

Urgensi penelitian ini diperkuat oleh tiga faktor. Pertama, emisi CO₂ dari logistik transportasi di Indonesia terus meningkat seiring pertumbuhan ekonomi e-commerce dan manufaktur, menuntut adanya model optimasi yang secara eksplisit memasukkan biaya lingkungan. Kedua, keselamatan kerja (occupational health and safety) menjadi perhatian utama pasca pandemi COVID-19, dengan semakin banyak perusahaan yang diminta melaporkan metrik sosial dalam laporan keberlanjutan mereka. Ketiga, keputusan production

routing bersifat strategis dan diperbarui dalam siklus mingguan atau bulanan, sehingga waktu komputasi yang terlalu lama (lebih dari 200 menit untuk skenario dasar) tidak praktis untuk pengambilan keputusan rutin.

Tujuan penelitian ini adalah: (1) mengembangkan Algoritma Hyper-Heuristic (Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive–Great Deluge); dan (2) menganalisis performa algoritma tersebut untuk solusi skala yang lebih kompleks dibandingkan komputasi metode eksak seperti Weighted Sum.

Production Routing Problem (PRP) merupakan masalah optimasi yang mengintegrasikan perencanaan produksi (lot sizing) dengan perencanaan distribusi (vehicle routing). PRP berfokus pada minimalisasi biaya ekonomi operasional. Namun, dengan meningkatnya kesadaran global tentang keberlanjutan, dimensi lingkungan dan sosial menjadi bagian integral dari pengambilan keputusan rantai pasok (Adulyasak et al., 2015; Absi et al., 2018; Alvarez et al., 2022).

Dimensi lingkungan menekankan pentingnya mengurangi emisi CO₂ dari seluruh aktivitas rantai pasok termasuk produksi, inventory, penanganan, dan transportasi. Perhitungan emisi transportasi perlu mempertimbangkan berbagai jenis kendaraan, kecepatan, beban kendaraan, dan jarak rute (Abdullahi et al., 2021; Kahalimoghadam et al., 2024). Dimensi sosial menekankan pentingnya kesehatan dan keselamatan kerja (Occupational Health & Safety). (Arampantzi & Minis, 2017) mengidentifikasi lima area utama keberlanjutan sosial dalam jaringan rantai pasok, salah satunya adalah kondisi kerja yang mencakup aspek keselamatan.

Multi-Objective Optimization (MOO) bertujuan menghasilkan himpunan solusi Pareto Optimal yang merepresentasikan trade-off terbaik di antara tujuan-tujuan yang saling bertentangan. Metode scalarisasi mengkonversi masalah multi-objektif menjadi optimasi tujuan tunggal dengan mengkombinasikan fungsi tujuan menggunakan vektor bobot.

Metode Augmented Weighted Tchebycheff (AWT) memiliki keunggulan dibanding Weighted Sum dalam menghasilkan solusi pada bagian non-convex dari Pareto Front dan memastikan solusi yang ditemukan bersifat Strongly Pareto Optimal (Steuer dan Choo, 1983; Karakaya dan Köksalan, 2023; Ostovari et al., 2024). Formulasi AWT adalah: $uAWT(x) = \min\{w_j \cdot |f_j(x) - z^*_j|\} + \rho \sum |f_j(x) - z^*_j|$, dimana z^*_j adalah titik ideal dan ρ adalah koefisien augmentasi kecil ($\rho \approx 10^{-3}$).

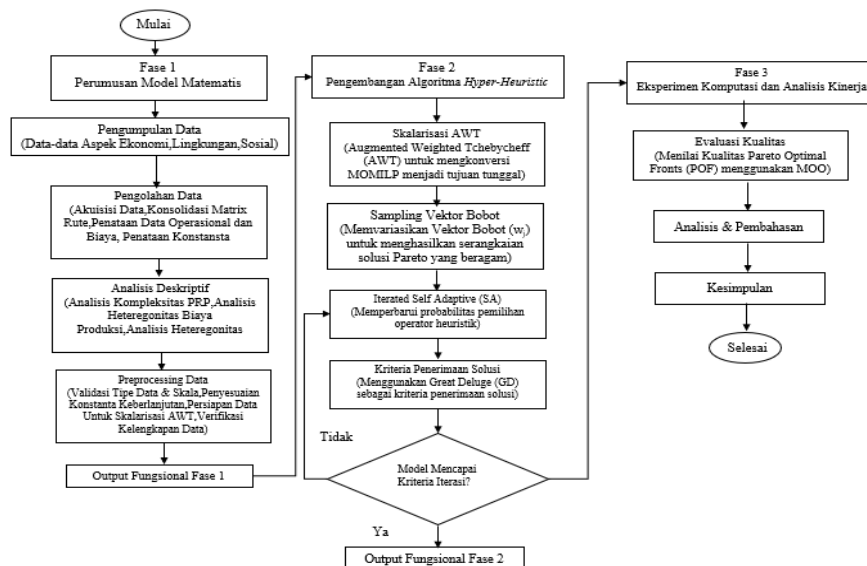
Hyper-heuristic adalah framework optimasi yang mencari solusi di dalam ruang heuristik (alat pencarian) alih-alih di ruang solusi itu sendiri. Pendekatan ini meningkatkan fleksibilitas dan generalisasi dalam pemecahan masalah optimasi kombinatorial yang kompleks (Muklason et al., 2019a; Muklason et al., 2019b). Komponen utama Hyper-heuristic meliputi Low-Level Heuristics (LLH), Heuristic Selection Mechanism, dan Move Acceptance Criteria.

Mekanisme Iterated Self-Adaptive (SA) memungkinkan algoritma menyesuaikan perilaku pencariannya secara dinamis berdasarkan informasi yang diperoleh selama proses berulang melalui sistem reward untuk operator heuristik (Chen et al., 2025; Zeinab Aliahmadi et al., 2025). Algoritma Great Deluge (GD) berfungsi sebagai kriteria penerimaan solusi non-deterministik yang memungkinkan eksplorasi ruang solusi lebih efektif melalui analogi "banjir besar" dengan level toleransi yang menurun bertahap (Acan dan Ünveren, 2020; Eng et al., 2020; Lao et al., 2023).

METODE PENELITIAN

Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tiga fase utama: (1) Fase Pemodelan Matematis, (2) Pengembangan Algoritma AWT SA-DG Hyper-Heuristic, dan (3) Eksperimen Komputasi dan Analisis Kinerja. Data yang digunakan bersifat sekunder, deterministik, dan diambil dari referensi penelitian Garside et al. (2025).



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Formulasi Model Matematis MOMILP SU-PRP

Model MOMILP SU-PRP didefinisikan pada grafik lengkap $G = \{N, A\}$, di mana N adalah set of nodes yang terdiri dari set of plants $P = \{1, \dots, p\}$ dan set of customers $R = \{p+1, \dots, p+r\}$. Model melibatkan tiga fungsi tujuan yang diminimalkan secara simultan:

(1) Fungsi Tujuan Ekonomi (OFEco): Minimalisasi total biaya operasional mencakup biaya produksi (setup + variabel), biaya inventori (plant + customer), biaya handling, biaya tetap kendaraan, dan biaya konsumsi bahan bakar berbasis model emisi kendaraan.

(2) Fungsi Tujuan Lingkungan (OFEnv): Minimalisasi total biaya emisi CO_2 dari aktivitas produksi, penyimpanan, penanganan, dan transportasi, dengan faktor konversi $\gamma = \text{Ce}/\text{Ec} = 7.03 \times 10^{-5} \text{ kg CO}_2/\text{kJ}$.

(3) Fungsi Tujuan Sosial (OFSoc): Minimalisasi total biaya sosial dari kecelakaan kerja produksi, kecelakaan penanganan, dan kecelakaan transportasi, dimonetisasi menggunakan parameter cwi (\$1,080/worker) dan cra (\$0.00014/kg·km).

Model dilengkapi constraint yang mencakup keseimbangan inventori (plant dan customer), kapasitas produksi, kapasitas kendaraan, kapasitas gudang, kebijakan inventori minimum-maksimum, alur kendaraan dan rute, serta eliminasi sub-tur.

Tabel 1. Variabel Keputusan Multi-Objektif SU-PRP

Kategori	Variabel Keputusan	Jenis Data	Dampak Multi-Objektif
Produksi	Kuantitas Produksi	Integer/Continuous	Memengaruhi biaya produksi dan emisi produk (CO ₂ , limbah)
	Setup Produksi	Binary	Memengaruhi fixed setup cost (biaya persiapan mesin/peralatan)
Persediaan	Tingkat Inventory	Integer/Continuous	Memengaruhi biaya simpan (holding cost) dan risiko keusangan
Routing	Jalur Perjalanan	Binary	Menentukan jarak, konsumsi BBM, dan risiko kecelakaan
	Jumlah Pengiriman	Integer/Continuous	Memengaruhi beban kendaraan, emisi CO ₂ , dan efisiensi armada
Armada	Jenis Kendaraan	Categorical/Binary	Menentukan kapasitas muat, efisiensi bahan bakar, dan emisi

Sumber: Diolah penulis berdasarkan Garside et al. (2025)

Kerangka Kerja Algoritma AWT SA-DG Hyper-Heuristic

Algoritma AWT SA-DG terdiri dari tiga komponen terintegrasi:

- Scalarisasi Augmented Weighted Tchebycheff (AWT): Konversi MOMILP menjadi optimasi tunggal dengan normalisasi ke skala $[0,1]$ menggunakan titik ideal (f^*) dan titik nadir (f_{nad}). Formula normalisasi: $f_j = (f_j - f_j^*) / (f_{nad,j} - f_j^*)$. Total iterasi per skenario bobot: 20,000 iterasi dengan level update: $\text{Level Baru} = \text{Level Lama} \times (1 - 0.00005)$.
- Sampling Vektor Bobot menggunakan metode distribusi simplicial untuk menghasilkan distribusi merata vektor bobot $w = (w_E, w_L, w_S)$ yang memenuhi kondisi non-negatif ($w_j \geq 0$) dan normalisasi ($\sum w_E, L, S w_j = 1$).
- Mekanisme Iterated Self-Adaptive (SA): Sistem pemilihan operator heuristik berbasis reward dengan update probabilitas $P_k(t+1) = U_k(t) / \sum U_j(t)$, di mana U_k adalah skor utilitas kumulatif operator k . Dikombinasikan dengan kriteria penerimaan Great Deluge (GD): solusi X_{new} diterima jika $u_{AWT}(X_{new}) \leq \text{Level}(t)$.

Desain Eksperimen Komputasi

Eksperimen dilakukan dalam tiga tahapan evaluasi sensitivitas: (1) 22 variasi bobot tanpa normalisasi sebagai baseline, (2) 22 dan 34 variasi bobot dengan normalisasi untuk analisis transisi, dan (3) 50 variasi bobot dengan normalisasi sebagai skenario utama. Evaluasi kualitas solusi menggunakan metrik Spacing Metric (SM), Inverted Generational Distance (IGD), dan Mean Ideal Distance (MID).

Tabel 2. Perbandingan Skala Dasar dengan Skala Lebih Kompleks

Dimensi Permasalahan	Skala Dasar	Skala Besar (Target AWT SA-DG)
Jumlah Retailer (n)	5 Retailer (R1–R5)	> 50 Retailer
Jumlah Plant (p)	2 Plant (P1–P2)	> 3 Plant
Periode Waktu (t)	2 Periode (T1–T2)	> 12 Periode (Perencanaan Bulanan/Tahunan)
Variasi Kendaraan (v)	4 Tipe (V1–V4)	Heterogeneous Fleet (> 10 Tipe)
Ruang Solusi (Search Space)	10 ⁶ Kombinasi	10 ²⁰ Kombinasi (NP-Hard)
Batas Waktu Eksekusi	< 15 Menit	> 60 Menit

Sumber: Diolah penulis

Jaringan Distribusi

Dataset mencakup 2 plant (P1, P2), 5 retailer (R1–R5), 2 produk (K1, K2), 4 tipe kendaraan (V1–V4), dan 2 periode perencanaan (T1, T2), dengan kapasitas produksi tiap plant sebesar 100 unit per produk. Data diadopsi dari Garside et al. (2025).

Tabel 3. Jarak Antar Nodes (km)

	Plant 1	Plant 2	R1	R2	R3	R4	R5
Plant 1	0	213	200	249	107	234	290
Plant 2		0	106	155	211	337	393
R1		106	0	49	198	325	381
R2				0	247	374	430
R3					0	127	183
R4						0	165
R5							0

Sumber: Garside et al. (2025)

Jarak terdekat terdapat antara R1–R2 (49 km) dan R3–R4 (127 km), sedangkan jarak terjauh adalah antara Plant 2 dan R5 (393 km). Kapasitas gudang plant sebesar 150 unit per produk, lebih besar dibandingkan kapasitas gudang retailer yang maksimal 30 unit.

Parameter Kendaraan

Empat jenis kendaraan dengan karakteristik berbeda tersedia dalam model. V1 dan V3 merupakan truk kelas Medium Rigid (kapasitas 8,000 kg), sedangkan V2 dan V4 adalah truk kelas Heavy Rigid (kapasitas 10,000 kg). Perbedaan karakteristik ini menciptakan trade-off multi-objektif antara efisiensi biaya, emisi, dan risiko kecelakaan.

Tabel 4. Parameter Kendaraan/Armada

Vehicle	Type	Class	VCv (kg)	cwv (kg)	fv (\$)	Av (m ²)	βv	vij (km/h)
V1	Two-Axle, Single-Unit Trucks	Medium Rigid	8,000	5,500	600	3.91	1.18	U(55,65)
V2	Three-Axle Single-Unit Trucks	Heavy Rigid	10,000	6,350	800	4.65	1.68	U(45,55)
V3	Two-Axle, Single-Unit Trucks	Medium Rigid	8,000	5,500	700	3.91	1.30	U(55,65)
V4	Three-Axle Single-Unit Trucks	Heavy Rigid	10,000	6,350	850	4.65	1.74	U(45,55)

Sumber: Garside et al. (2025)

Parameter Dampak Lingkungan dan Sosial

Tabel 5. Parameter Dampak Lingkungan dan Sosial

Parameter	Nilai	Referensi
cf (\$/L)	\$1.206/liter	U.S. Energy Information Administration (2023b)
Koefisien emisi CO ₂	2.692 kg CO ₂ /liter	U.S. Energy Information Administration (2023a)
Ec (kJ/liter)	38,290 kJ/liter diesel	Bureau of Transportation Statistics (2023)

ce (\$/kg CO ₂)	\$0.022/kg CO ₂	Abdullahi et al. (2021)
cwi (\$/worker)	\$1,080/pekerja	National Safety Council (2021)
cra (\$/kg·km)	\$0.00014/kg·km	European Commission et al. (2020)

Sumber: Berbagai referensi seperti tertera pada kolom referensi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Validasi Model dan Pengujian Awal (Tahap 1–2)

Validasi model dilakukan menggunakan rute uji P1–R1–R2–P1 dengan kendaraan V1. Hasil validasi menunjukkan V3 sebagai solusi paling efisien dengan biaya ekonomi Z1: \$710.75, biaya lingkungan Z2: \$0.53, dan biaya sosial Z3: \$0.82. Tidak ada satu kendaraan pun yang mendominasi semua aspek secara mutlak, yang memvalidasi keberadaan trade-off dan memberikan dasar kuat bagi algoritma SA-DG dalam mencari solusi Pareto Optimal.

Analisis Sensitivitas Tanpa Normalisasi (Tahap 3)

Pengujian sensitivitas 22 variasi bobot tanpa normalisasi menghasilkan nilai skalar Z berkisar antara 40,040 hingga 320,040 (satuan puluhan hingga ratusan ribu), membuktikan adanya bias skala nominal. Tanpa sinkronisasi skala interval, fungsi AWT hanya bertindak sebagai fungsi tujuan tunggal parameter biaya ekonomi. Hal ini menjadi landasan penerapan normalisasi pada tahapan berikutnya.

Evaluasi Sensitivitas dengan Normalisasi (Tahap 4)

Setelah penerapan normalisasi, tiga skenario variasi bobot diuji secara bertahap:

22 Variasi Bobot: Waktu komputasi 53.73 menit (3,224 detik). Analisis menunjukkan sensitivitas algoritma terhadap perubahan nilai bobot, khususnya pada skenario 9 ($W_2=0.8$) di mana nilai Z meningkat menjadi 0.3195. Konflik kepentingan teridentifikasi pada skenario 17–22 (fokus Public Safety) di mana nilai Z turun dari 0.2523 ke 0.1682 namun Cost naik dari \$2,519 ke \$2,539.

34 Variasi Bobot: Waktu komputasi 82.93 menit (4,976 detik). Algoritma mempertahankan stabilitas total cost pada skenario dengan prioritas dekarbonisasi tinggi ($W_2=0.9$). Perubahan armada dari V1 ke V3 saat kebijakan digeser ke Public Safety berkontribusi pada kenaikan konsumsi bahan bakar dari 1,365 liter ke 1,508 liter.

50 Variasi Bobot: Waktu komputasi 175.42 menit (10,525 detik). Stabilitas finansial terjaga pada skenario 1–34 yang didominasi pilar ekonomi dan lingkungan, membuktikan algoritma AWT SA-DG mampu mengunci basis struktur rute paling efisien.

Analisis Performa Algoritma (Tahap 5)

Dari total 50 skenario bobot, algoritma AWT SA-DG berhasil mereduksi jutaan probabilitas rute menjadi 12 solusi Pareto Optimal unik. Solusi terbagi dalam dua kluster operasional armada yang terpisah secara kontras:

Kluster Armada V1 (Solusi 1, 4, 7, 8, 11, 12): Menitikberatkan pada efisiensi operasional dengan rentang total cost \$2,247.35–\$2,273.67 dan emisi karbon 3,677.16–3,735.91 kg CO₂ (zona dominasi efisiensi biaya rendah emisi).

Kluster Armada V3 (Solusi 2, 3, 5, 6, 9, 10): Memiliki biaya operasional \$2,514.87–\$2,540.02 dan emisi karbon 4,051.11–4,107.24 kg CO₂ (zona kompromi untuk mengatasi constraint yang tidak bisa dipenuhi Armada V1).

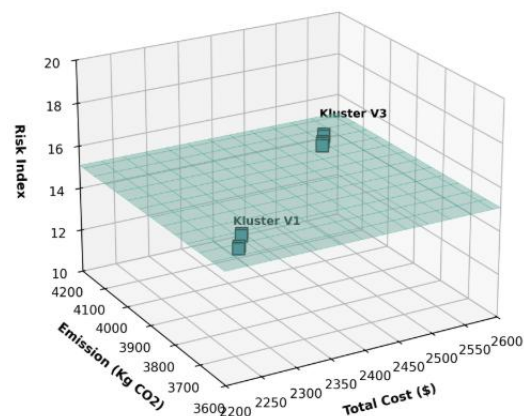
Pada seluruh 12 solusi Pareto, nilai Risk Index terkunci konstan pada angka 15,092.00, memvalidasi keandalan model di mana keselamatan publik bertindak sebagai hard constraint.

Fenomena ruang kosong pada total cost \$2,300–\$2,500 merepresentasikan fleet switching threshold yang membuktikan karakteristik non-konveks dan diskrit dari masalah MOPRP ini.

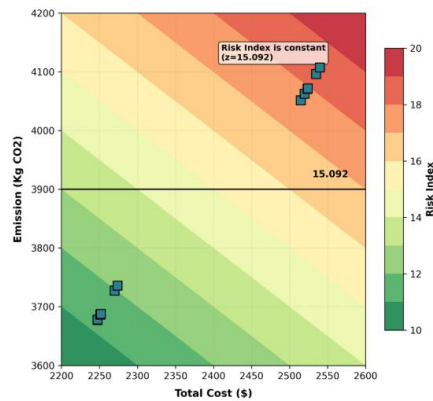
Tabel 6. Pareto Optimal Solutions dari Algoritma AWT SA-DG (50 Variasi Bobot)

Solusi	Armada	Rute	Total Cost (\$)	Total Emission (kgCO ₂)	Risk Index
1	V1	P1–R3–R4–R5–R1–R2–P1	2,247.35	3,677.16	15,092
2	V3	P1–R1–R2–R5–R4–R3–P1	2,540.02	4,107.24	15,092
3	V3	P1–R3–R5–R4–R2–R1–P1	2,523.76	4,070.96	15,092
4	V1	P1–R1–R2–R3–R4–R5–P1	2,247.62	3,677.76	15,092
5	V3	P1–R1–R2–R3–R5–R4–P1	2,519.91	4,062.36	15,092
6	V3	P1–R3–R4–R5–R1–R2–P1	2,514.87	4,051.11	15,092
7	V1	P1–R1–R2–R3–R5–R4–P1	2,251.92	3,687.37	15,092
8	V1	P1–R5–R4–R3–R2–R1–P1	2,273.67	3,735.91	15,092
9	V3	P1–R2–R1–R3–R5–R4–P1	2,524.06	4,071.62	15,092
10	V3	P1–R4–R5–R3–R1–R2–P1	2,534.98	4,095.99	15,092
11	V1	P1–R5–R4–R3–R1–R2–P1	2,269.90	3,727.51	15,092
12	V1	P1–R2–R1–R3–R4–R5–P1	2,251.38	3,686.17	15,092

Sumber: Hasil komputasi penelitian

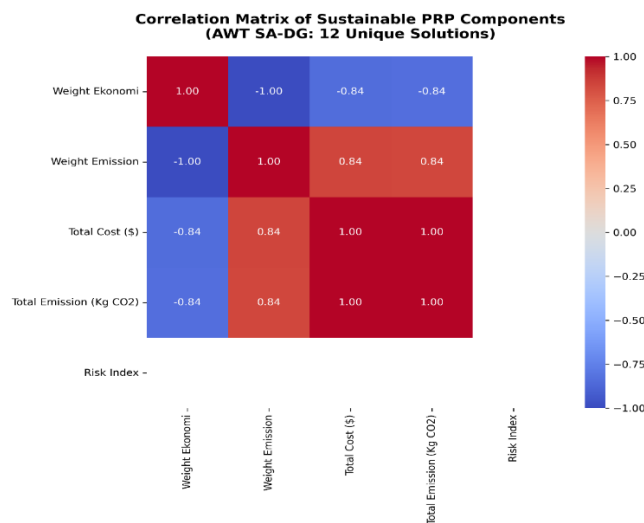


Gambar 2. Distribusi Geometris 3D Frontier (Multi-Objective Frontier)



Gambar 3. Integrasi Cost, Emission & Risk Index

Analisis heatmap matriks korelasi mengungkap hubungan penting: (1) korelasi negatif sempurna (-1.00) antara Weight Emisi dan Weight Ekonomi membuktikan perusahaan tidak bisa memenangkan kedua fungsi tujuan secara mutlak sekaligus; (2) korelasi positif sempurna (1.00) antara Total Emission dan Total Cost membuktikan setiap kebijakan yang berhasil menekan biaya operasional juga akan mengurangi emisi karbon; dan (3) korelasi negatif kuat (-0.84) antara Weight Ekonomi dengan Total Cost dan Total Emission menunjukkan pengetatan anggaran finansial dapat memangkas polusi emisi karbon.



Gambar 4. Heatmap Matrix Korelasi

Perbandingan Kinerja AWT SA-DG vs Weighted Sum (Tahap 6)

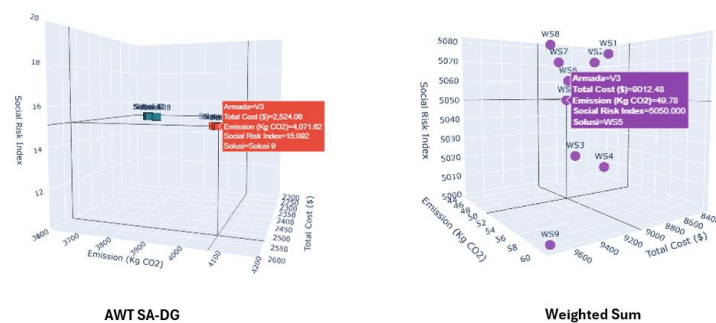
Tabel 7. Perbandingan Kinerja Algoritma AWT SA-DG dan Weighted Sum

Metrik Kinerja	AWT SA-DG	Weighted Sum
Waktu Komputasi	10,525 detik (175.42 menit)	3,880 detik (64.68 menit)
Total Pareto Optimal Solutions	12 Solusi	9 Solusi
Spacing Metric (SM)	6.7024	203.92
Inverted Generational Distance (IGD)	0.00	520.97
Mean Ideal Distance (MID)	255.35	1,250.96
Performance Efficiency SM (%)	96.71%	(baseline)

Metrik Kinerja	AWT SA-DG	Weighted Sum
Performance Efficiency IGD (%)	100%	(baseline)
Performance Efficiency MID (%)	79.59%	(baseline)

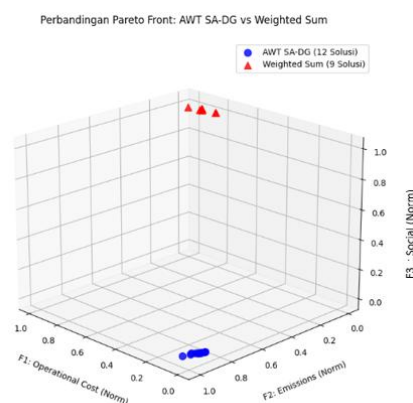
Sumber: Hasil komputasi penelitian

Algoritma AWT SA-DG mendominasi Weighted Sum pada seluruh metrik kualitas solusi. Nilai SM sebesar 6.7024 (vs 203.92) menunjukkan distribusi solusi yang jauh lebih rapi dan konsisten. IGD bernilai 0.00 membuktikan seluruh area solusi terbaik berhasil dicakup tanpa ada wilayah keputusan yang terlewat (efisiensi 100%). MID sebesar 255.35 (vs 1,250.96) membuktikan konvergensi 79.59% lebih dekat ke titik ideal teoritis. Meskipun waktu komputasi AWT SA-DG lebih lama (175.42 menit vs 64.68 menit), hal ini merupakan konsekuensi wajar dari mekanisme Hyper-Heuristic yang mengeksplorasi ruang solusi lebih komprehensif. Durasi tersebut dinilai layak mengingat keputusan Production Routing Problem bersifat strategis yang diperbarui dalam siklus mingguan atau bulanan.



Gambar 5. Grafik Penyebaran Solusi Algoritma AWT SA-DG & Weighted Sum

Grafik penyebaran solusi *Algoritma AWT SA-DG & Weighted Sum* memberikan insight kepadatan solusi Algoritma AWT SA-DG lebih optimal dalam melakukan fine-tuning yang intensif untuk menemukan kelompok solusi yang lebih kompetitif.



Gambar 6. Grafik Perbandingan Pareto Front AWT SA-DG vs Weighted Sum (Normalisasi)

Proses data dinormalisasi kedalam skala 0-1 agar variabel dengan skala berbeda dapat dibandingkan secara adil dalam ruang grafik 3D. Posisi solusi dari *Algoritma AWT SA-DG* yang berada dibawah penyebaran solusi *Weighted Sum* mampu menghasilkan solusi yang lebih efisien (*lower cost & emission*). Solusi yang dihasilkan *Algoritma AWT SA-DG* juga mengalami kepadatan solusi yang terkumpul di area tertentu, hal ini menunjukkan kemampuan fine tuning yang presisi dalam menemukan kelompok solusi optimal yang sangat kompetitif di wilayah *Pareto Front*.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan memvalidasi Algoritma Weighted Tchebycheff Iterated Self Adaptive–Great Deluge (AWT SA-DG) Hyper-Heuristic untuk menyelesaikan Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming (MOMILP) Sustainable Production Routing Problem (SU-PRP). Algoritma terbukti unggul dibanding Weighted Sum dengan efisiensi kerapian penyebaran solusi (SM) sebesar 96.71%, efisiensi diversifikasi (IGD) 100%, dan konvergensi (MID) 79.59% lebih dekat ke titik ideal teoritis, serta menghasilkan 12 Pareto Optimal Solutions yang lebih beragam dibanding 9 solusi Weighted Sum. Risk Index terkunci konstan pada 15,092 di seluruh solusi, memvalidasi keandalan model dalam memperlakukan keselamatan publik sebagai hard constraint. Untuk pengembangan lanjutan, disarankan: (1) menambahkan faktor internal plant seperti pembagian beban kerja operator dan jam kerja sopir; (2) mengembangkan sistem logistik sirkular (forward dan reverse logistics) sehingga armada tidak kembali dalam muatan kosong; dan (3) menggabungkan Great Deluge dengan algoritma pencarian lokal lain untuk meningkatkan kecepatan komputasi tanpa mengorbankan kualitas solusi.

REFERENSI

- Abbasi, S., Abbaspour, S., Siahkoobi, M. E. N., Sorkhi, M. Y., & Ghasemi, P. (2024). Supply chain network design concerning economy and environmental sustainability: Crisis perspective. *Results in Engineering*, 22, 102291.
- Abdullahi, H., Reyes-Rubiano, L., Ouelhadj, D., Faulin, J., & Juan, A. A. (2021). Modelling and multi-criteria analysis of the sustainability dimensions for the green vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 292(1), 143–154.
- Absi, N., Archetti, C., Dauzère-Pérès, S., Feillet, D., & Speranza, M. G. (2018). Comparing sequential and integrated approaches for the production routing problem. *European Journal of Operational Research*, 269(2), 633–646.
- Acan, A., & Ünveren, A. (2020). Multiobjective great deluge algorithm with two-stage archive support. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 87, 103239.
- Adulyasak, Y., Cordeau, J.-F., & Jans, R. (2015). The production routing problem: A review of formulations and solution algorithms. *Computers & Operations Research*, 55, 141–152.
- Agra, A., Requejo, C., & Rodrigues, F. (2018). A hybrid heuristic for a stochastic production-inventory-routing problem. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 64, 345–354.
- Alvarez, A., Miranda, P., & Rohmer, S. U. K. (2022). Production routing for perishable products. *Omega*, 111, 102667.

- Arampantzi, C., & Minis, I. (2017). A new model for designing sustainable supply chain networks and its application to a global manufacturer. *Journal of Cleaner Production*, 156, 276–292.
- Audet, C., Bignon, J., Cartier, D., Le Digabel, S., & Salomon, L. (2021). Performance indicators in multiobjective optimization. *European Journal of Operational Research*, 292(2), 397–422.
- Avci, M., & Yildiz, S. T. (2019). A matheuristic solution approach for the production routing problem with visit spacing policy. *European Journal of Operational Research*, 279(2), 572–588.
- Bootaki, B., & Zhang, G. (2024). A location-production-routing problem for distributed manufacturing platforms: A neural genetic algorithm solution methodology. *International Journal of Production Economics*, 275, 109325.
- Bureau of Transportation Statistics - U.S. Department of Transportation. (2023). *Energy Consumption by Mode of Transportation*.
- Casas-Ramírez, M.-S., Camacho-Vallejo, J.-F., González-Ramírez, R. G., Marmolejo-Saucedo, J.-A., & Velarde-Cantú, J.-M. (2018). Optimizing a Biobjective Production-Distribution Planning Problem Using a GRASP. *Complexity*, 2018(1).
- Chen, J., Zhang, Z., Wang, L., Tang, D., Cai, Q., & Chen, K. (2025). Self-adaptive production scheduling for discrete manufacturing workshop using multi-agent cyber physical system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 150, 110638.
- Eng, K., Muhammed, A., Mohamed, M. A., & Hasan, S. (2020). A hybrid heuristic of Variable Neighbourhood Descent and Great Deluge algorithm for efficient task scheduling in Grid computing. *European Journal of Operational Research*, 284(1), 75–86.
- European Commission, Essen, H., Fiorello, D., et al. (2020). *Handbook on the external costs of transport – Version 2019–1.1*. Publications Office.
- Garside, A. K., Muhtazaruddin, M. N. Bin, Ahmad, R., & Mukhlason, A. (2025). A novel multi-objective optimization model for production routing problem with sustainability dimensions. *Journal of Cleaner Production*, 512, 145273.
- Geiger, A. (2024). Enhancing supply chain coordination: A comparative analysis of clustering techniques for the Production Routing Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 196, 110455.
- Kahalimoghdam, M., Thompson, R. G., & Rajabifard, A. (2024). Self-adaptive metaheuristic-based emissions reduction in a collaborative vehicle routing problem. *Sustainable Cities and Society*, 110, 105577.
- Karakaya, G., & Köksalan, M. (2023). Finding preferred solutions under weighted Tchebycheff preference functions for multi-objective integer programs. *European Journal of Operational Research*, 308(1), 215–228.
- Kaviyani-Charati, M., & Defersha, F. M. (2025). Integrated production scheduling and vehicle routing problem with due dates, inventory holding and penalty costs. *IFAC-PapersOnLine*, 59(10), 2850–2855.
- Lao, W.-L., Li, M., Wong, B. C. L., Gan, V. J. L., & Cheng, J. C. P. (2023). BIM-based constructability-aware precast building optimization using NSGA-II-GD. *Automation in Construction*, 155, 105065.
- Muklason, A., Irianti, R. G., & Marom, A. (2019a). Automated Course Timetabling Optimization Using Tabu-Variable Neighborhood Search Based Hyper-Heuristic Algorithm. *Procedia Computer Science*, 161, 656–664.
- Muklason, A., Syahrani, G. B., & Marom, A. (2019b). Great Deluge Based Hyper-heuristics for Solving Real-world University Examination Timetabling Problem. *Procedia Computer Science*, 161, 647–655.
- National Safety Council. (2021). *Work Injury Costs and Time Lost*.

- Ostovari, A., Benyoucef, L., Benderbal, H. H., & Delorme, X. (2024). Augmented Weighted Tchebycheff-Based Approach for Sustainable Multi-Objective Workforce and Process Planning in Reconfigurable Manufacturing Environment. *IFAC-PapersOnLine*, 58(19), 109–114.
- Steuer, R. E., & Choo, E.-U. (1983). An interactive weighted Tchebycheff procedure for multiple objective programming. *Mathematical Programming*, 26(3), 326–344.
- Sun, Y., Liu, J., & Liu, Z. (2024). Adaptive decomposition-based evolutionary algorithm for many-objective optimization with two-stage dual-density judgment. *Applied Soft Computing*, 167, 112434.
- U.S. Energy Information Administration. (2023a). Carbon Dioxide Emissions Coefficients.
- U.S. Energy Information Administration. (2023b). U.S. Gasoline and Diesel Retail Prices.
- Wang, C., Ni, Y., & Yang, X. (2021). The Production Routing Problem Under Uncertain Environment. *IEEE Access*, 9, 15375–15387.
- Yousefi-Babadi, A., Bozorgi-Amiri, A., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Govindan, K. (2023). Redesign of the sustainable wheat-flour-bread supply chain network under uncertainty: An improved robust optimization. *Transportation Research Part E*, 176, 103215.
- Zeinab Aliahmadi, S., Jabbarzadeh, A., & Hof, L. A. (2025). A multi-objective optimization approach for sustainable and personalized trip planning: A self-adaptive evolutionary algorithm with case study. *Expert Systems with Applications*, 261, 125412.