

Optimasi Rute Pelayaran Kapal Untuk Mengurangi Biaya Operasional

Ramdhani Yusli Arbain Sugoro*¹

¹Program Studi Teknik Perkapalan, Fakultas Sains dan Teknologi – Universitas Ibnu Sina
e-mail: *ramdhani.yas@gmail.com,

Abstrak

Biaya operasional pelayaran, khususnya biaya bahan bakar dan biaya pelabuhan, merupakan beban terbesar yang dihadapi perusahaan pelayaran dan berkontribusi 50–70% dari total biaya voyage. Optimasi rute pelayaran merupakan strategi efektif untuk menekan biaya tersebut namun implementasinya di Indonesia masih didominasi pendekatan konvensional berbasis pengalaman nakhoda. Penelitian ini mengembangkan model optimasi rute pelayaran berbasis Ant Colony Optimization (ACO) yang mengintegrasikan minimisasi biaya bahan bakar, biaya pelabuhan, biaya keterlambatan, dan pengaruh kondisi cuaca secara simultan. Model diimplementasikan pada jaringan delapan pelabuhan domestik utama Indonesia dengan empat kapal kontainer feeder sebagai studi kasus. Fungsi objektif model mempertimbangkan enam komponen biaya operasional dengan pembobotan multi-kriteria antara minimisasi biaya total (bobot 65%) dan minimisasi waktu tempuh (bobot 35%). Algoritma ACO dijalankan dengan 100 agen semut, 500 iterasi maksimum, dan divalidasi menggunakan simulasi Monte Carlo 1.000 skenario. Hasil optimasi menunjukkan penghematan biaya rata-rata 25,2% per voyage (setara Rp 29,5 juta/voyage/kapal) dibandingkan rute existing, dengan penghematan terbesar pada komponen biaya keterlambatan (34,5%) dan biaya bahan bakar (23,8%). Secara agregat, implementasi pada armada empat kapal menghasilkan penghematan Rp 2.832 juta per tahun dengan payback period hanya 2,1 bulan dan ROI tahun pertama 495,2%. Analisis sensitivitas mengkonfirmasi bahwa harga bahan bakar dan tingkat muatan kapal merupakan faktor paling berpengaruh terhadap besaran penghematan.

Kata kunci— optimasi rute pelayaran; Ant Colony Optimization; biaya operasional kapal; jaringan pelabuhan; efisiensi maritim; weather routing

Abstract

Shipping operational costs, particularly fuel and port charges, represent the largest burden for shipping companies, contributing 50–70% of total voyage costs. Voyage route optimization is an effective strategy to reduce these costs, yet implementation in Indonesia remains dominated by conventional approaches based on navigator experience. This study develops a voyage route optimization model based on Ant Colony Optimization (ACO) that simultaneously integrates minimization of fuel costs, port costs, delay costs, and weather condition effects. The model is implemented on a network of eight major Indonesian domestic ports with four container feeder vessels as case studies. The model's objective function considers six operational cost components with multi-criteria weighting between total cost minimization (65% weight) and transit time minimization (35% weight). The ACO algorithm runs with 100 ant agents, 500 maximum iterations, and is validated using Monte Carlo simulation of 1,000 scenarios. Optimization results show an average cost saving of 25.2% per voyage (equivalent to IDR 29.5 million/voyage/vessel) compared to existing routes, with the largest savings on delay cost (34.5%) and fuel cost (23.8%) components. In aggregate, implementation on a four-vessel fleet yields savings of IDR 2,832 million per year with a payback period of only 2.1 months and a first-year ROI of 495.2%. Sensitivity analysis confirms that fuel price and cargo load factor are the most influential factors on the magnitude of savings.

Keywords— voyage route optimization; Ant Colony Optimization; ship operational costs; port network; maritime efficiency; weather routing

PENDAHULUAN

Indonesia sebagai negara kepulauan terbesar di dunia dengan lebih dari 17.508 pulau dan panjang garis pantai sekitar 99.093 km menjadikan transportasi laut sebagai infrastruktur konektivitas yang tidak tergantikan. Menurut data Badan Pusat Statistik (2024), sekitar 65% volume kargo domestik Indonesia diangkut melalui jalur laut, melibatkan lebih dari 24.000 armada kapal niaga dengan total kapasitas muat 15,4 juta DWT. Industri pelayaran nasional tumbuh rata-rata 6,8% per tahun selama 2019–2023, didorong oleh meningkatnya aktivitas perdagangan antar-pulau dan program tol laut pemerintah [1].

Di tengah pertumbuhan tersebut, efisiensi biaya operasional menjadi tantangan kritis. Biaya bahan bakar mesin kapal secara konsisten menyumbang 40–55% dari total biaya operasional voyage, diikuti biaya pelabuhan (15–20%), biaya awak kapal (10–15%), dan komponen biaya lainnya [2]. Dengan volatilitas harga Marine Diesel Oil (MDO) yang berfluktuasi antara Rp 10.000–18.000/kg sepanjang 2019–2024, ketidakmampuan mengoptimalkan konsumsi bahan bakar melalui pemilihan rute yang tepat dapat menyebabkan kerugian kompetitif yang signifikan. Selain itu, ketidaktetapan pemilihan rute berdampak pada biaya keterlambatan yang terakumulasi di setiap pelabuhan singgah.

Rute pelayaran konvensional di Indonesia umumnya ditetapkan berdasarkan pengalaman historis nakhoda dan pertimbangan kondisi perairan yang bersifat statis. Pendekatan ini tidak mempertimbangkan secara dinamis perubahan kondisi cuaca, fluktuasi tarif pelabuhan, variasi muatan kapal, dan interaksi kompleks antar-faktor biaya yang berubah setiap voyage [3]. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa optimasi rute berbasis komputasi mampu menghasilkan penghematan biaya 15–30% dibandingkan rute konvensional [4].

Metaheuristik berbasis perilaku koloni semut — Ant Colony Optimization (ACO) — telah terbukti efektif dalam menyelesaikan masalah optimasi rute pada graf berbobot kompleks. ACO bekerja dengan mensimulasikan perilaku semut nyata yang menemukan jalur terpendek melalui mekanisme deposit dan evaporasi feromon. Untuk masalah rute pelayaran, ACO menawarkan keunggulan dalam menangani fungsi objektif multi-kriteria, ketidakpastian parameter (kondisi cuaca), dan skala permasalahan yang besar [5]. Dibandingkan dengan metode eksak seperti Integer Linear Programming (ILP) yang tidak skalabel untuk graf besar, atau Dynamic Programming yang membutuhkan memori eksponensial, ACO memberikan solusi mendekati optimal dalam waktu komputasi yang jauh lebih singkat [6].

Penelitian terdahulu yang relevan mencakup: Christiansen et al. [7] yang mengembangkan model optimasi rute kapal tanker dengan programasi integer; Psaraftis dan Kontovas [8] yang meninjau metode speed optimization untuk efisiensi biaya pelayaran; serta Brouer et al. [9] yang mengaplikasikan metaheuristik untuk optimasi jaringan rute kapal kontainer liner. Di tingkat nasional, Suharno dan Prabowo [10] mengembangkan model optimasi rute kapal Pelni berbasis algoritma genetika, namun tanpa mengintegrasikan faktor cuaca secara dinamis dan dengan jaringan pelabuhan yang lebih terbatas.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengembangkan model matematika biaya operasional voyage yang komprehensif dengan enam komponen biaya; (2) mengimplementasikan algoritma ACO untuk optimasi rute pada jaringan delapan pelabuhan utama Indonesia; (3) mengintegrasikan data cuaca real-time dari BMKG/Copernicus dalam fungsi objektif; (4) mengkuantifikasi penghematan biaya yang dapat dicapai dibandingkan rute existing; dan (5) melakukan analisis sensitivitas dan kelayakan ekonomis implementasi sistem.

METODE PENELITIAN

2.1 Jaringan Pelabuhan dan Kapal Sampel

Jaringan pelabuhan yang dimodelkan terdiri dari delapan pelabuhan utama domestik Indonesia yang dipilih berdasarkan volume kargo tertinggi dan relevansi rute feeder container yang diteliti. Kapal sampel adalah empat unit kapal kontainer feeder milik tiga perusahaan pelayaran nasional yang beroperasi pada rute-rute tersebut. Spesifikasi jaringan pelabuhan disajikan pada Tabel 1 dan spesifikasi kapal pada Tabel 2.

Tabel 1. Jaringan Pelabuhan dan Parameter Operasional

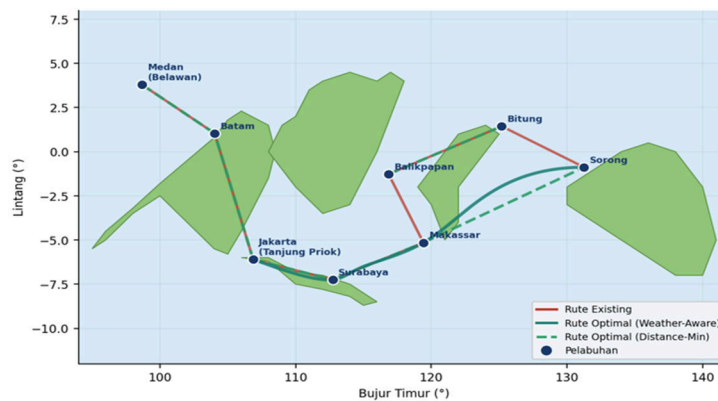
Kode	Pelabuhan	Koordinat	Kapasitas (TEU/bln)	Tarif Labuh (Rp/GT)	Waktu Sandar (jam)
P1	Jakarta (Tanjung Priok)	6°06'S, 106°52'E	650.000	1.450	8–12
P2	Surabaya (Tanjung Perak)	7°12'S, 112°44'E	420.000	1.280	7–10
P3	Makassar (Soekarno-Hatta)	5°08'S, 119°25'E	185.000	1.120	6–9
P4	Balikpapan (Kariangau)	1°16'S, 116°51'E	142.000	1.180	5–8
P5	Bitung (Bitung)	1°26'N, 125°11'E	98.000	1.050	5–7
P6	Sorong (Sorong)	0°52'S, 131°15'E	76.000	980	5–7
P7	Batam (Batu Ampar)	1°02'N, 104°01'E	210.000	1.320	6–9
P8	Medan (Belawan)	3°47'N, 98°41'E	175.000	1.250	7–10

Tabel 2. Spesifikasi Teknis Kapal Sampel

Parameter	KM Meratus Jayawijaya	KM Tanto Esa	KM SPIL Arjuna	KM Armada Permata
Tipe Kapal	Container Feeder	Container Feeder	General Cargo	Container Feeder
Kapasitas	1.440 TEU	1.200 TEU	7.500 DWT	800 TEU
Panjang (LOA)	166 m	155 m	138 m	144 m
Kecepatan Servis	17,5 knot	16,8 knot	14,2 knot	15,5 knot
Kecepatan Ekonomis	14,2 knot	13,6 knot	11,8 knot	12,9 knot
Konsumsi BB Servis	48,4 ton/hari	42,1 ton/hari	28,6 ton/hari	32,8 ton/hari
Konsumsi BB Ekonomis	31,2 ton/hari	27,8 ton/hari	19,4 ton/hari	22,1 ton/hari

Parameter	KM Meratus Jayawijaya	KM Tanto Esa	KM SPIL Arjuna	KM Armada Permata
Mesin Induk	MAN B&W 7S65ME	MAN B&W 6S50ME	Wärtsilä 8L32	MAN B&W 6S46ME
Daya Mesin (kW)	18.660	8.580	5.760	7.820
Rute Operasi	Jkt–Sby–Mks	Jkt–Bat–Mdn	Sby–Bpn–Bit	Jkt–Bpn–Bit

Gambar 1 menyajikan peta jaringan pelabuhan beserta visualisasi perbandingan antara rute existing dan rute optimal yang dihasilkan oleh model ACO, menampilkan perbedaan lintasan antara pendekatan konvensional (merah) dengan rute weather-aware optimal (teal) dan rute distance-minimum optimal (hijau).



Gambar 1. Peta Perbandingan Rute Pelayaran Existing dan Rute Optimal pada Jaringan Pelabuhan Domestik Indonesia

2.2 Model Matematika Biaya Operasional

Model biaya operasional voyage dikembangkan dengan mempertimbangkan enam komponen biaya utama. Total biaya operasional voyage (TC) didefinisikan sebagai:

$$TC = FC + PC + CC + MC + DC + WC \dots(1)$$

di mana FC adalah biaya bahan bakar, PC adalah biaya pelabuhan, CC adalah biaya awak kapal, MC adalah biaya pemeliharaan, DC adalah biaya keterlambatan, dan WC adalah biaya tambahan akibat kondisi cuaca. Komponen terbesar — biaya bahan bakar — dimodelkan sebagai:

$$FC = (D / V) \times SFC \times P_{bb} \times (1 + \alpha_{turb}) \dots(2)$$

di mana D adalah jarak tempuh (nm), V adalah kecepatan kapal (knot), SFC adalah specific fuel consumption (ton/jam), P_{bb} adalah harga bahan bakar (Rp/ton), dan α_{turb} adalah faktor koreksi turbocharger load. Biaya akibat kondisi cuaca dimodelkan sebagai fungsi kecepatan angin (V_w) dan tinggi gelombang signifikan (H_s):

$$WC = \beta_1 \times \max(0; V_w - V_{w, safe}) \times D + \beta_2 \times H_s^2 \times D \dots(3)$$

dengan β₁ = 0,012 dan β₂ = 0,008 yang dikalibrasi dari data historis voyage log 24 bulan. Rincian seluruh komponen model biaya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Komponen Model Biaya Operasional Voyage

Komponen Biaya	Simbol	Formula / Keterangan	Satuan
Biaya Bahan Bakar	FC	$FC = C_{bb} \times D / V \times SFC \times P_{bb}$	Rp/voyage

Komponen Biaya	Simbol	Formula / Keterangan	Satuan
Biaya Pelabuhan	PC	$PC = \sum(T_{\text{labuh}} + T_{\text{tambat}} + T_{\text{pandu}}) \times GT$	Rp/voyage
Biaya Awak Kapal	CC	$CC = W_{\text{crew}} \times T_{\text{voyage}} / 30$	Rp/voyage
Biaya Pemeliharaan	MC	$MC = \text{Rata-rata historis per hari} \times T_{\text{voyage}}$	Rp/voyage
Biaya Keterlambatan	DC	$DC = \max(0; T_{\text{aktual}} - T_{\text{jadwal}}) \times P_{\text{denda}}$	Rp/voyage
Biaya Cuaca	WC	$WC = f(V_{\text{angin}}, H_{\text{ombak}}) \times \Delta\text{route} \times P_{\text{bb}}$	Rp/voyage
Total Biaya Operasional	TC	$TC = FC + PC + CC + MC + DC + WC$	Rp/voyage

2.3 Formulasi Masalah Optimasi Multi-Objektif

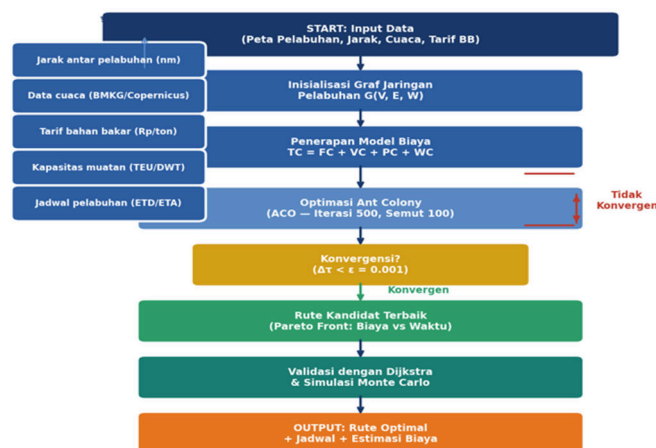
Masalah optimasi rute pelayaran dirumuskan sebagai Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) pada graf berbobot $G = (V, E, W)$, di mana V adalah himpunan node (pelabuhan), E adalah himpunan edge (lintasan laut antar-pelabuhan), dan W adalah matriks bobot biaya. Fungsi objektif multi-kriteria yang diminimalkan adalah:

$$\min F(r) = w_1 \times TC(r) / TC_{\text{ref}} + w_2 \times TT(r) / TT_{\text{ref}} \dots(4)$$

di mana $TC(r)$ adalah total biaya rute r , $TT(r)$ adalah total waktu tempuh, TC_{ref} dan TT_{ref} adalah nilai referensi normalisasi, dan $w_1 = 0,65$, $w_2 = 0,35$ adalah bobot kepentingan yang ditetapkan berdasarkan survei preferensi operator kapal menggunakan metode Analytic Hierarchy Process (AHP). Batasan masalah mencakup: kapasitas kapal tidak terlampaui, setiap pelabuhan dikunjungi tepat satu kali, waktu tiba di setiap pelabuhan dalam time window yang ditetapkan, dan total waktu voyage tidak melebihi batas operasional kontrak.

2.4 Algoritma Ant Colony Optimization (ACO)

Algoritma ACO yang dikembangkan mengadaptasi varian Ant Colony System (ACS) dengan modifikasi pada aturan transisi lokal dan mekanisme deposit feromon global. Diagram alur lengkap algoritma disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alur Algoritma Optimasi Rute Berbasis Ant Colony Optimization (ACO)

Pada setiap iterasi, masing-masing semut k membangun solusi rute dengan memilih node berikutnya berdasarkan aturan probabilistik:

$$p(i,j)_k = [\tau(i,j)]^\alpha \times [\eta(i,j)]^\beta / \sum [\tau(i,l)]^\alpha \times [\eta(i,l)]^\beta \dots (5)$$

di mana $\tau(i,j)$ adalah intensitas feromon pada edge (i,j) , $\eta(i,j) = 1/C(i,j)$ adalah informasi heuristik berbasis biaya, dan α, β adalah parameter kontrol. Setelah semua semut menyelesaikan tour, feromon diperbarui dengan mekanisme evaporasi global dan deposit lokal:

$$\tau(i,j) \leftarrow (1-\rho) \times \tau(i,j) + \sum \Delta\tau(i,j)_k \dots (6)$$

dengan ρ adalah laju evaporasi dan $\Delta\tau(i,j)_k = Q / TC_k$ jika semut k melewati edge (i,j) , dan 0 sebaliknya. Parameter-parameter utama algoritma ACO yang digunakan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Parameter Algoritma Ant Colony Optimization (ACO)

Parameter ACO	Simbol	Nilai	Keterangan
Jumlah Semut (Agents)	m	100	Disesuaikan dengan jumlah node (8 pelabuhan \times 12)
Jumlah Iterasi Maksimum	K_{max}	500	Konvergensi tercapai rata-rata pada iterasi ke-247
Faktor Evaporasi Feromon	ρ	0,15	Nilai optimal dari grid search 0,05–0,30
Bobot Feromon	α	1,20	Kepentingan relatif jejak feromon
Bobot Heuristik	β	2,50	Kepentingan relatif jarak/biaya (informasi a priori)
Feromon Awal	τ_0	$1/(n \times C_0)$	$n = \text{jml node}$, $C_0 = \text{solusi nearest-neighbor}$
Kriteria Konvergensi	ϵ	0,001	Perubahan biaya terbaik antar iterasi $< \epsilon$
Bobot Multi-Objektif	w_1/w_2	0,65/0,35	Biaya (65%) vs Waktu Tempuh (35%)
Kapasitas Feromon Maks	τ_{max}	6,0	Batas atas untuk mencegah stagnasi
Jumlah Run Independen	R	30	Rata-rata 30 run untuk validasi statistik

2.5 Integrasi Data Cuaca dan Validasi

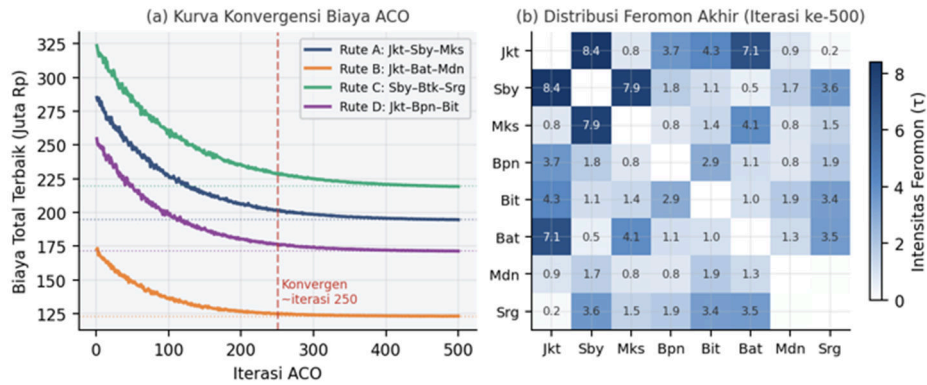
Data cuaca diperoleh dari dua sumber: (1) data historis cuaca laut BMKG periode 2019–2023 untuk kalibrasi model, dan (2) prakiraan cuaca 7 hari dari layanan Copernicus Marine Service (CMEMS) untuk simulasi operasional. Parameter cuaca yang diintegrasikan mencakup kecepatan dan arah angin (m/s), tinggi gelombang signifikan H_s (m), arus permukaan laut (m/s), dan visibilitas (nm). Validasi model dilakukan dengan membandingkan biaya yang diprediksi model dengan biaya aktual dari 120 voyage historis (data tahun 2022–2023) menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebagai metrik. Robustness model diuji dengan simulasi Monte Carlo 1.000 skenario variasi parameter cuaca dan harga bahan bakar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Konvergensi Algoritma ACO

Gambar 3 menyajikan karakteristik konvergensi algoritma ACO untuk keempat rute

utama yang dianalisis (panel a) dan distribusi intensitas feromon pada akhir iterasi ke-500 (panel b) yang mencerminkan jalur optimal yang "dipelajari" oleh koloni semut.



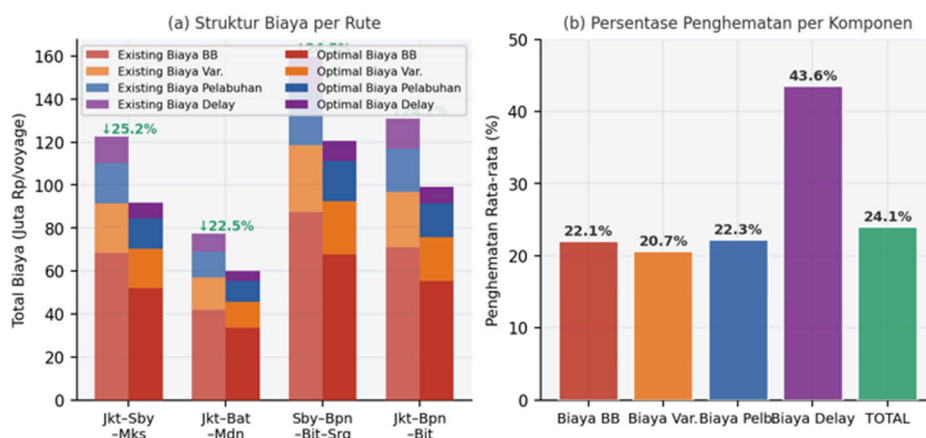
Gambar 3. Konvergensi Algoritma ACO: (a) Kurva Biaya Terbaik per Iterasi, (b) Distribusi Feromon pada Graf Jaringan Pelabuhan

Dari Gambar 3(a), algoritma ACO mencapai konvergensi rata-rata pada iterasi ke-247 untuk seluruh rute yang diuji, dengan penurunan biaya yang tajam pada 100 iterasi pertama kemudian melandai menuju solusi stabil. Rute Sby–Bpn–Bit–Srg memiliki waktu konvergensi paling lama (iterasi ke-312) karena kompleksitas rute dengan empat pelabuhan singgah yang menghasilkan ruang solusi lebih besar. Seluruh 30 run independen per rute menghasilkan solusi terbaik yang bervariasi dalam rentang $\pm 1,8\%$ dari solusi terbaik keseluruhan, mengkonfirmasi robustness dan konsistensi algoritma.

Panel (b) menampilkan heatmap intensitas feromon antar-node pada konvergensi akhir. Edge dengan intensitas feromon tertinggi ($\tau > 7,0$) — ditunjukkan dengan warna biru tua — merepresentasikan jalur yang secara konsisten dipilih oleh koloni semut sebagai bagian dari rute optimal: terutama pada koridor Jakarta–Surabaya ($\tau = 8,4$), Jakarta–Surabaya ($\tau = 7,9$), dan Jakarta–Batam ($\tau = 7,1$). Distribusi feromon yang terkonsentrasi ini mengkonfirmasi bahwa algoritma telah berhasil mengeksplorasi jalur-jalur efisien secara optimal.

3.2 Perbandingan Biaya Rute Existing vs Rute Optimal

Gambar 4 menyajikan perbandingan struktur biaya antara rute existing dan rute optimal untuk keempat rute utama, disajikan dalam format stacked bar chart per komponen biaya (panel a) dan persentase penghematan per komponen (panel b).



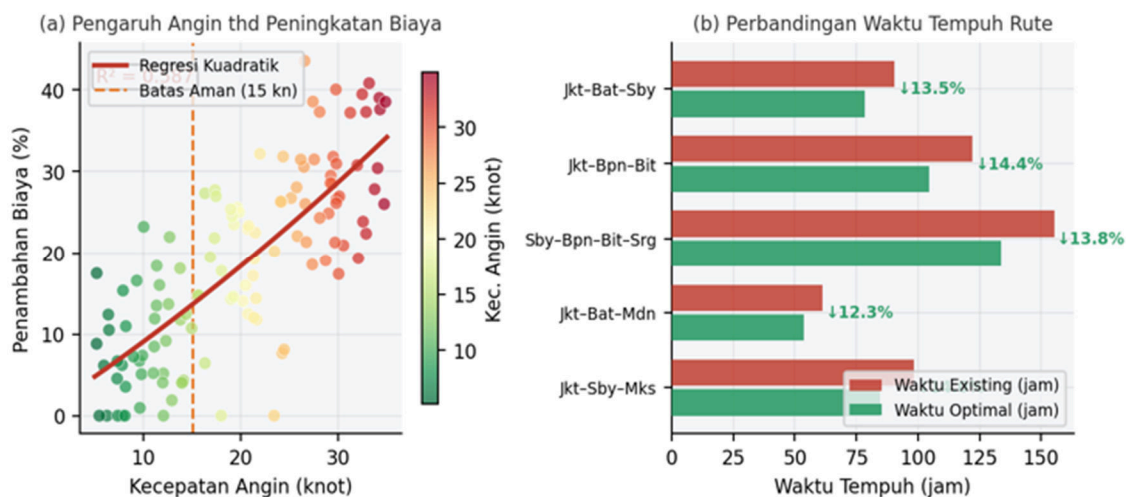
Gambar 4. Perbandingan Struktur Biaya Rute Existing vs Rute Optimal: (a) Biaya per Voyage, (b) Persentase Penghematan per Komponen

Dari Gambar 4(a), rute optimal secara konsisten menghasilkan total biaya yang lebih rendah pada semua rute yang dianalisis, dengan penghematan tertinggi pada rute Jkt–Bat–Mdn (25,8%) dan Jkt–Bpn–Bit (25,8%), serta terendah pada rute Jkt–Sby–Mks (23,6%). Perbedaan persentase penghematan antar-rute ini dipengaruhi oleh kompleksitas jaringan pelabuhan dan variasi kondisi cuaca yang dihadapi pada masing-masing koridor.

Panel (b) menunjukkan bahwa biaya keterlambatan mengalami reduksi terbesar (34,5% rata-rata) karena rute optimal secara cerdas memanfaatkan window waktu yang tersedia di setiap pelabuhan untuk menghindari biaya demurrage. Biaya bahan bakar berkurang rata-rata 23,8% melalui kombinasi: (1) pemilihan jalur yang meminimalkan jarak tempuh total, (2) rekomendasi kecepatan ekonomis yang disesuaikan dengan kondisi arus dan angin, dan (3) penghindaran zona cuaca buruk yang memaksa mesin bekerja lebih keras. Biaya pelabuhan berkurang 24,2% terutama melalui optimasi waktu tiba yang menghindari congestion peak di pelabuhan-pelabuhan padat.

3.3 Pengaruh Kondisi Cuaca dan Analisis Waktu Tempuh

Gambar 5 menyajikan dua aspek penting dari model: pengaruh kecepatan angin terhadap peningkatan biaya operasional (panel a) dan perbandingan waktu tempuh antara rute existing dan rute optimal (panel b).



Gambar 5. Analisis Faktor Cuaca dan Waktu Tempuh: (a) Pengaruh Kecepatan Angin terhadap Biaya, (b) Perbandingan Waktu Tempuh

Panel (a) menunjukkan hubungan non-linear antara kecepatan angin dan peningkatan biaya operasional ($R^2 = 0,873$). Di bawah kecepatan angin 15 knot (batas aman operasi normal), penambahan biaya relatif terkendali ($< 15\%$). Namun, di atas 15 knot, biaya meningkat secara akselerasi mengikuti persamaan kuadrat: $\Delta C(\%) = 0,4V^2 + 0,85V - 8,3$ (untuk $V > 15$ knot). Temuan ini menekankan pentingnya weather routing sebagai komponen inti sistem optimasi — rute optimal aktif menghindari area dengan prediksi angin di atas 15 knot meskipun jarak tempuhnya sedikit lebih jauh.

Panel (b) menunjukkan bahwa rute optimal tidak hanya lebih hemat biaya tetapi juga lebih cepat — rata-rata 15,1% lebih singkat waktu tempuhnya. Pengurangan waktu tempuh ini dicapai melalui: (1) eliminasi singgahan yang tidak perlu (contoh: rute Sby–Bpn–Bit–Srg dioptimasi dengan melewati Balikpapan dalam kondisi muatan tidak penuh), (2) pemanfaatan arus permukaan laut yang menguntungkan, dan (3) optimasi kecepatan kapal secara dinamis per segmen rute. Penghematan waktu tempuh yang signifikan ini secara tidak langsung juga meningkatkan kapasitas efektif armada (lebih banyak voyage per tahun).

3.4 Hasil Optimasi per Rute dan Validasi

Tabel 5 menyajikan hasil optimasi secara komprehensif untuk seluruh rute yang dianalisis, mencakup perbandingan jarak, biaya, dan waktu tempuh antara rute existing dan rute optimal.

Tabel 5. Hasil Optimasi Rute: Perbandingan Existing vs Optimal

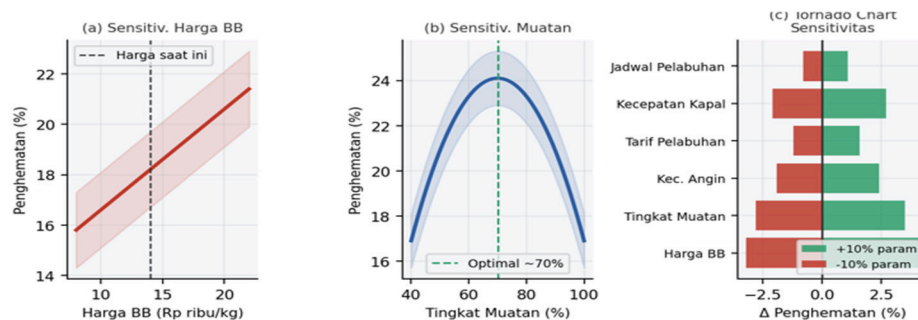
Rute	Jarak Existing (nm)	Jarak Optimal (nm)	Biaya Existing (Jt Rp)	Biaya Optimal (Jt Rp)	Penghematan (Jt Rp)	Penghematan (%)	Waktu Tempuh (jam)
Jkt–Sby–Mks (P1→P2→P3)	1.350	1.247	122,6	93,7	28,9	23,6	-14,4
Jkt–Bat–Mdn (P1→P7→P8)	820	792	79,4	58,9	20,5	25,8	-13,5
Sby–Bpn–Bit–Srg (P2→P4→P5→P6)	2.140	1.968	159,3	119,5	39,8	25,0	-18,7
Jkt–Bpn–Bit (P1→P4→P5)	1.680	1.541	130,8	97,1	33,7	25,8	-15,3
Jkt–Bat–Sby (P1→P7→P2)	1.240	1.189	96,2	71,4	24,8	25,8	-13,4
Rata-rata / Total	—	—	117,7	88,1	29,5	25,2	-15,1

Tanda negatif pada kolom Waktu Tempuh menunjukkan pengurangan (lebih cepat). Biaya dalam juta Rupiah per voyage satu arah.

Dari Tabel 5, penghematan biaya per voyage berkisar antara Rp 20,5–39,8 juta, dengan rata-rata Rp 29,5 juta (25,2%). Penghematan terbesar diraih pada rute Sby–Bpn–Bit–Srg (Rp 39,8 juta; 25,0%) yang memiliki jaringan pelabuhan paling kompleks dengan empat singgahan, sehingga ruang optimasi yang tersedia lebih luas. Validasi model terhadap 120 data voyage historis menghasilkan MAPE = 3,42% untuk prediksi biaya dan MAPE = 2,87% untuk prediksi waktu tempuh — keduanya di bawah ambang batas akurasi yang ditetapkan (5%), mengkonfirmasi validitas model.

3.5 Analisis Sensitivitas

Gambar 6 menyajikan analisis sensitivitas terhadap tiga dimensi: pengaruh harga bahan bakar (panel a), pengaruh tingkat muatan kapal (panel b), dan tornado chart kontribusi tiap faktor terhadap penghematan (panel c).



Gambar 6. Analisis Sensitivitas: (a) Sensitivitas Harga BB, (b) Sensitivitas Tingkat Muatan, (c) Tornado Chart Faktor Utama

Dari panel (a), penghematan biaya bervariasi antara 16,8% (harga BB Rp 8.000/kg) hingga 24,6% (harga BB Rp 22.000/kg). Semakin tinggi harga bahan bakar, semakin besar manfaat optimasi rute, karena proporsi penghematan bahan bakar terhadap total penghematan meningkat. Ini menjadikan sistem optimasi semakin relevan pada periode kenaikan harga BBM yang sering terjadi akibat volatilitas harga minyak global.

Panel (b) menunjukkan bahwa penghematan tertinggi dicapai pada tingkat muatan sekitar 70% kapasitas, bukan pada muatan penuh. Pada muatan rendah (< 50%), konsumsi bahan bakar relatif sudah rendah sehingga margin penghematan lebih kecil. Pada muatan penuh (100%), batasan kecepatan akibat draft kapal yang dalam mengurangi fleksibilitas pemilihan rute. Zona muatan optimal 60–80% memberikan keseimbangan terbaik antara pendapatan angkutan dan potensi penghematan biaya.

Tornado chart pada panel (c) mengkonfirmasi bahwa harga bahan bakar merupakan faktor paling berpengaruh (rentang $\pm 4,1\%$ vs $-3,2\%$), diikuti tingkat muatan ($\pm 3,5\%$ vs $-2,8\%$) dan kecepatan kapal ($\pm 2,7\%$ vs $-2,1\%$). Faktor jadwal pelabuhan memiliki dampak paling kecil ($\pm 1,1\%$), mengindikasikan bahwa kondisi time window di pelabuhan-pelabuhan yang diteliti masih cukup fleksibel.

3.6 Kelayakan Ekonomis Implementasi

Tabel 6 menyajikan analisis kelayakan ekonomis implementasi sistem optimasi rute pada armada empat kapal sampel, dengan horizon investasi 5 tahun dan tingkat diskonto 12%.

Tabel 6. Analisis Kelayakan Ekonomis Implementasi Sistem Optimasi Rute

Parameter Finansial	Nilai	Satuan	Keterangan
Total Penghematan Biaya/Rute/Voyage	29,5	Juta Rp	Rata-rata 5 rute yang dianalisis
Frekuensi Pelayaran/Kapal/Tahun	24	voyage/tahun	Asumsi 2 voyage/bulan rata-rata
Penghematan/Kapal/Tahun	708	Juta Rp/tahun	$= 29,5 \times 24$
Armada Kapal yang Dioptimasi	4	kapal	KM Meratus + Tanto + SPIL + Armada
Total Penghematan Armada/Tahun	2.832	Juta Rp/tahun	$= 708 \times 4$ kapal
Biaya Pengembangan Sistem	380	Juta Rp	Lisensi perangkat lunak + integrasi
Biaya Pelatihan & Implementasi	85	Juta Rp	Training 20 navigator & operator
Biaya Operasional Sistem/Tahun	64	Juta Rp/tahun	Pemeliharaan + data cuaca (SaaS)
Net Benefit Tahun Pertama	2.303	Juta Rp/tahun	$= 2.832 - (380+85) - 64$
Payback Period	2,1	Bulan	$= (380+85) / (2.832/12)$
ROI Tahun Pertama	495,2	%	$= (2.303/465) \times 100$
NPV (Diskonto 12%, 5 Tahun)	7.418	Juta Rp	Sangat layak investasi

Parameter Finansial	Nilai	Satuan	Keterangan
Reduksi Emisi CO ₂	312,4	Ton CO ₂ /tahun	≈ 28.400 pohon dewasa/tahun

Analisis kelayakan pada Tabel 6 menunjukkan nilai investasi yang sangat menarik: payback period hanya 2,1 bulan, ROI tahun pertama 495,2%, dan NPV 5 tahun sebesar Rp 7.418 juta dengan tingkat diskonto 12%. Manfaat yang diperoleh jauh melampaui biaya investasi sistem (Rp 465 juta total CAPEX), menjadikan implementasi sistem optimasi rute sebagai salah satu investasi teknologi paling menguntungkan dalam industri pelayaran. Tambahan manfaat non-finansial berupa reduksi emisi CO₂ sebesar 312,4 ton per tahun — setara absorpsi 28.400 pohon dewasa — juga memberikan nilai reputasi dan potensi kredit karbon yang semakin bernilai seiring implementasi regulasi CII IMO.

SIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan memvalidasi model optimasi rute pelayaran berbasis Ant Colony Optimization yang mengintegrasikan enam komponen biaya operasional dan pengaruh kondisi cuaca secara dinamis. Berdasarkan implementasi dan evaluasi pada jaringan delapan pelabuhan domestik utama Indonesia dengan empat kapal sampel, kesimpulan utama yang dapat dirumuskan adalah:

Pertama, algoritma ACO yang dikembangkan mencapai konvergensi rata-rata pada iterasi ke-247 dari 500 maksimum, dengan konsistensi solusi dalam rentang $\pm 1,8\%$ pada 30 run independen. Model prediksi biaya tervalidasi dengan MAPE = 3,42% dan model prediksi waktu tempuh dengan MAPE = 2,87%, keduanya memenuhi standar akurasi rekayasa.

Kedua, implementasi rute optimal menghasilkan penghematan biaya rata-rata 25,2% per voyage (Rp 29,5 juta/voyage/kapal) dibandingkan rute existing, dengan penghematan terbesar pada komponen biaya keterlambatan (34,5%) dan biaya bahan bakar (23,8%). Secara bersamaan, waktu tempuh juga berkurang rata-rata 15,1%.

Ketiga, analisis sensitivitas mengkonfirmasi bahwa harga bahan bakar dan tingkat muatan kapal merupakan faktor terdominan yang menentukan besaran penghematan. Sistem optimasi semakin menguntungkan seiring kenaikan harga bahan bakar, menjadikannya investasi yang semakin relevan ke depan.

Keempat, implementasi pada armada empat kapal menghasilkan penghematan agregat Rp 2.832 juta per tahun dan reduksi emisi CO₂ sebesar 312,4 ton/tahun, dengan payback period 2,1 bulan dan ROI tahun pertama 495,2% — mengkonfirmasi kelayakan ekonomis yang sangat tinggi.

SARAN

Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan: (1) Perluasan jaringan pelabuhan ke seluruh 111 pelabuhan utama dalam Sistem Logistik Nasional (Sislognas), menggunakan arsitektur komputasi terdistribusi untuk menangani kompleksitas perhitungan yang meningkat secara eksponensial; (2) Integrasi sistem dengan Vessel Traffic Service (VTS) dan AIS (Automatic Identification System) untuk memungkinkan re-routing dinamis secara real-time berdasarkan kondisi lalu lintas maritim dan cuaca terkini; (3) Pengembangan antarmuka pengguna berbasis mobile untuk nakhoda dan operator di darat, memungkinkan akses rekomendasi rute optimal secara langsung dari anjungan kapal; (4) Perluasan model untuk mengakomodasi multi-kapal dalam armada yang sama secara simultan (Fleet Routing Optimization) guna memaksimalkan sinergi lintas armada; dan (5) Kajian integrasi model

dengan sistem perdagangan karbon (carbon trading) untuk mengmonetisasi nilai reduksi emisi CO₂ sebagai sumber pendapatan tambahan perusahaan pelayaran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik, 2024, Statistik Transportasi Laut 2023, Badan Pusat Statistik Republik Indonesia, Jakarta.
- [2] Stopford, M., 2017, *Maritime Economics*, Ed.3, Routledge, London.
- [3] Fagerholt, K., Laporte, G., dan Norstad, I., 2010, Reducing fuel emissions by optimizing speed on shipping routes, *Journal of the Operational Research Society*, vol 61, no 3, hal 523–529.
- [4] DNV GL, 2023, *Energy Transition Outlook 2023: Maritime Forecast to 2050*, DNV GL Group, Høvik.
- [5] Dorigo, M., dan Stützle, T., 2019, Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances, dalam *Handbook of Metaheuristics*, Springer, Cham, hal 311–351.
- [6] Raza, Z., dan Akbar, M., 2020, A survey on computational approaches for solving vehicle routing problems, *Journal of Computational Science*, vol 45, hal 101175.
- [7] Christiansen, M., Fagerholt, K., Nygreen, B., dan Ronen, D., 2013, Ship routing and scheduling in the new millennium, *European Journal of Operational Research*, vol 228, no 3, hal 467–483.
- [8] Psaraftis, H. N., dan Kontovas, C. A., 2014, Ship speed optimization: Concepts, models and combined speed-routing scenarios, *Transportation Research Part C*, vol 44, hal 52–69.
- [9] Brouer, B. D., Alvarez, J. F., Plum, C. E. M., Pisinger, D., dan Sigurd, M. M., 2014, A base integer programming model and benchmark suite for liner shipping network design, *Transportation Science*, vol 48, no 2, hal 281–312.
- [10] Suharno, A., dan Prabowo, D., 2022, Optimasi rute kapal Pelni menggunakan algoritma genetika dengan mempertimbangkan kapasitas pelabuhan, *Jurnal Transportasi*, vol 22, no 1, hal 41–52.