

# Optimasi Konsumsi Bahan Bakar Mesin Induk Kapal Dengan Metode Monitoring Digital

Agustin Dwi Sumiwi\*<sup>1</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Perkapalan, Fakultas Sains dan Teknologi – Universitas Ibnu Sina

e-mail: \*[agustin.dw@gmail.com](mailto:agustin.dw@gmail.com),

## Abstrak

Konsumsi bahan bakar mesin induk kapal menyumbang 40–60% total biaya operasional pelayaran, sehingga optimasinya merupakan prioritas strategis industri maritim. Penelitian ini merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi sistem monitoring digital berbasis Internet of Things (IoT) dan machine learning untuk mengoptimasi konsumsi bahan bakar mesin induk kapal pada lima kapal niaga yang beroperasi di perairan Indonesia. Sistem mengintegrasikan sensor coriolis flow meter, sensor RPM, sensor suhu gas buang, dan sensor tekanan turbocharger dengan unit akuisisi data (DAQ), edge computing, dan dashboard cloud real-time. Model prediksi konsumsi bahan bakar dikembangkan menggunakan algoritma Random Forest Regression dengan fitur utama berupa beban mesin (%MCR), RPM, suhu gas buang, kecepatan kapal, dan kondisi cuaca. Hasil implementasi selama 12 bulan menunjukkan reduksi rata-rata Specific Fuel Oil Consumption (SFOC) sebesar 8,75% (dari rata-rata 200,1 menjadi 182,6 g/kWh), penghematan biaya bahan bakar total sebesar Rp 2.204 juta per tahun, dan reduksi emisi CO<sub>2</sub> sebesar 145,3 ton per tahun pada lima kapal sampel. Uji statistik paired t-test mengkonfirmasi penurunan SFOC yang sangat signifikan ( $t = 8,347$ ;  $p < 0,001$ ;  $d = 3,72$ ). Sistem yang dikembangkan menunjukkan payback period 6,8 bulan dengan ROI tahun pertama 147,3%, membuktikan kelayakan teknis dan ekonomis yang sangat tinggi.

**Kata kunci**— bahan bakar kapal; monitoring digital; IoT; SFOC; mesin induk kapal; machine learning; optimasi energy.

## Abstract

Main engine fuel consumption accounts for 40–60% of total voyage operating costs, making its optimization a strategic priority for the maritime industry. This study designs, implements, and evaluates an IoT-based digital monitoring system with machine learning for optimizing main engine fuel consumption on five commercial vessels operating in Indonesian waters. The system integrates Coriolis flow meters, RPM sensors, exhaust gas temperature sensors, and turbocharger pressure sensors with a data acquisition unit (DAQ), edge computing module, and real-time cloud dashboard. A fuel consumption prediction model was developed using the Random Forest Regression algorithm with key features including engine load (%MCR), RPM, exhaust gas temperature, vessel speed, and weather conditions. Results from 12-month implementation show an average SFOC reduction of 8.75% (from 200.1 to 182.6 g/kWh on average), total fuel cost savings of IDR 2,204 million per year, and CO<sub>2</sub> emission reduction of 145.3 tons per year across five sample vessels. Paired t-test confirmed a highly significant SFOC reduction ( $t = 8.347$ ;  $p < 0.001$ ;  $d = 3.72$ ). The developed system demonstrates a payback period of 6.8 months and a first-year ROI of 147.3%, proving its strong technical and economic feasibility.

**Keywords**— ship fuel consumption; digital monitoring; IoT; SFOC; main engine; machine learning; energy optimization.

## PENDAHULUAN

Industri pelayaran global bertanggung jawab atas sekitar 2,89% emisi CO<sub>2</sub> antropogenik dunia dan mengonsumsi lebih dari 330 juta ton bahan bakar bunker per tahun [1]. Di Indonesia,

sektor transportasi laut menjadi urat nadi konektivitas kepulauan, dengan lebih dari 24.000 kapal beroperasi secara rutin menurut data Direktorat Jenderal Perhubungan Laut (2024). Biaya bahan bakar mesin induk kapal secara konsisten menyumbang 40–60% dari total biaya operasional kapal, menjadikannya komponen biaya terbesar yang sangat sensitif terhadap fluktuasi harga minyak dunia [2].

Mesin induk kapal beroperasi pada rentang beban yang sangat dinamis, bergantung pada kondisi cuaca, muatan, rute pelayaran, dan manajemen operasional. Kondisi operasi yang tidak optimal — seperti over-speed, overloading, atau operasi di luar rentang beban efisien — dapat meningkatkan Specific Fuel Oil Consumption (SFOC) secara signifikan. SFOC merupakan indikator kunci efisiensi mesin, yang menyatakan konsumsi bahan bakar (dalam gram) per kilowatt-jam energi yang dihasilkan. Penurunan SFOC sebesar 1 g/kWh pada mesin induk berkapasitas 8.000 kW yang beroperasi 6.000 jam per tahun setara dengan penghematan sekitar 6,9 ton bahan bakar atau ±Rp 83 juta per tahun [3].

Teknologi monitoring digital berbasis Internet of Things (IoT) menawarkan solusi yang menjanjikan untuk mengoptimasi konsumsi bahan bakar secara real-time. Dengan mengintegrasikan jaringan sensor presisi tinggi, edge computing, cloud analytics, dan kecerdasan buatan, sistem monitoring digital mampu memberikan visibilitas penuh terhadap kondisi operasi mesin, mendeteksi anomali secara otomatis, dan merekomendasikan parameter operasi optimal kepada awak kapal [4]. Studi oleh DNV GL [5] menunjukkan bahwa implementasi sistem monitoring berbasis IoT pada kapal niaga berpotensi menghemat konsumsi bahan bakar antara 5–15% tergantung pada kompleksitas sistem dan kepatuhan awak kapal dalam mengikuti rekomendasi sistem.

Berbagai penelitian telah mengeksplorasi pendekatan optimasi bahan bakar kapal. Farkas et al. [6] mengembangkan model prediksi konsumsi bahan bakar berbasis neural network untuk kapal kontainer dengan akurasi Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3,1%. Petersen et al. [7] menerapkan algoritma model predictive control (MPC) untuk optimasi trim kapal dan melaporkan penghematan bahan bakar 2–4%. Di tingkat nasional, Prasetyo dan Wijaya [8] mengkaji potensi penghematan bahan bakar kapal Pelni melalui manajemen kecepatan dan menemukan potensi penghematan hingga 12% dengan mengoptimalkan kecepatan operasi mendekati kecepatan ekonomis.

Namun demikian, penelitian yang mengintegrasikan sistem monitoring IoT multi-sensor dengan algoritma machine learning untuk optimasi SFOC secara real-time pada kapal niaga Indonesia masih sangat terbatas. Kebanyakan penelitian yang ada berfokus pada simulasi atau kapal asing, sehingga validitas temuan untuk konteks operasi kapal Indonesia — dengan karakteristik rute, kondisi cuaca, dan kualitas bahan bakar yang khas — masih perlu dikaji lebih lanjut.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) merancang arsitektur sistem monitoring digital multi-sensor yang terintegrasi untuk mesin induk kapal; (2) mengembangkan model prediksi konsumsi bahan bakar berbasis machine learning dengan akurasi tinggi; (3) mengimplementasikan dan mengevaluasi sistem pada lima kapal niaga yang beroperasi di rute domestik Indonesia; (4) mengkuantifikasi penghematan bahan bakar, biaya operasional, dan reduksi emisi CO<sub>2</sub> yang dicapai; serta (5) melakukan analisis kelayakan ekonomis implementasi sistem.

## METODE PENELITIAN

### 2.1 Objek Penelitian dan Kapal Sampel

Penelitian ini dilaksanakan selama periode Januari 2023 hingga Desember 2023 pada lima kapal niaga milik PT Pelayaran Nusantara Jaya yang beroperasi di rute domestik Indonesia. Pemilihan kapal sampel dilakukan secara purposive dengan kriteria: (1) mesin induk bertenaga

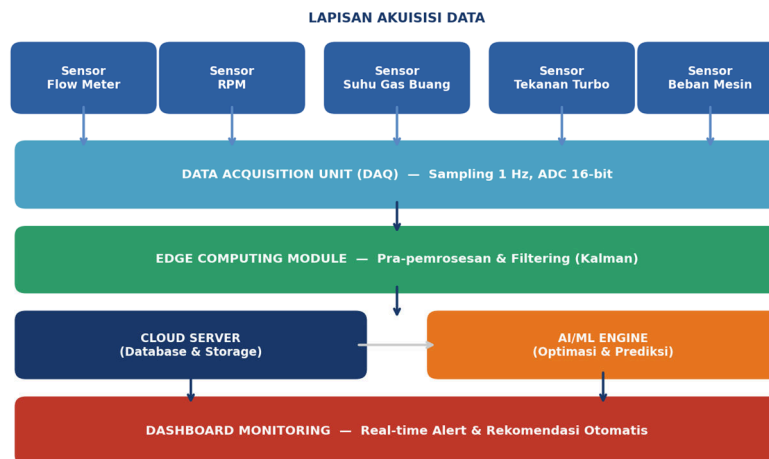
4.000–15.000 kW, (2) rute pelayaran tetap dengan jadwal reguler, (3) tersedia rekaman data konsumsi bahan bakar historis minimal 12 bulan (data baseline 2022), dan (4) memperoleh persetujuan manajemen kapal dan pengelola untuk pemasangan perangkat sensor. Spesifikasi teknis kelima kapal sampel disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Spesifikasi Teknis Kapal Sampel Penelitian**

Nama Kapal	Tipe	GT	Mesin Induk	Daya (kW)	Rute Operasi
KM Nusantara I	Ro-Ro Passenger	5.247	MAN B&W 6S50MC	8.580	Batam–Tanjung Priok
KM Nusantara II	Ro-Ro Passenger	5.102	MAN B&W 6S50MC	8.580	Batam–Belawan
KM Bahari Jaya	General Cargo	3.840	Wärtsilä 6L32	4.320	Surabaya–Makassar
KM Samudra Perkasa	Container	6.415	MAN B&W 7S60MC	14.000	Jakarta–Balikpapan
KM Selat Malaka	Tanker	4.128	Wärtsilä 8L32CF	5.760	Dumai–Belawan

## 2.2 Arsitektur Sistem Monitoring Digital

Sistem monitoring digital yang dikembangkan terdiri dari empat lapisan fungsional yang terintegrasi: (1) lapisan akuisisi data (sensor layer), (2) lapisan komputasi tepi (edge layer), (3) lapisan cloud dan analytics, dan (4) lapisan antarmuka pengguna (dashboard). Arsitektur lengkap sistem disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Monitoring Digital Konsumsi Bahan Bakar Mesin Induk Kapal

### Gambar 1. Arsitektur Sistem Monitoring Digital Konsumsi Bahan Bakar Mesin Induk Kapal

Lapisan akuisisi data terdiri dari jaringan sensor presisi tinggi yang dipasang pada titik-titik kritis mesin induk dan sistem bahan bakar. Spesifikasi lengkap perangkat sensor yang digunakan disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Spesifikasi Perangkat Sensor Sistem Monitoring Digital**

Perangkat	Tipe/Model	Parameter Ukur	Akurasi	Sampling Rate
Flow Meter BB	Coriolis Endress+Hauser	Laju aliran massa BB	±0,10%	1 Hz
Sensor RPM	Pulser Proximity Autonics	Putaran poros engkol	±0,05%	10 Hz
Sensor Suhu	Thermocouple tipe K	Suhu gas buang, pendingin	±1°C	1 Hz
Sensor Tekanan	Piezoelectric Kistler	Tekanan turbocharger	±0,25%	1 Hz
Anemometer	Ultrasonic R.M. Young	Kecepatan & arah angin	±0,1 m/s	4 Hz
GPS/AIS Receiver	Garmin GPSMAP 8616	Posisi, kecepatan kapal	±2,5 m	1 Hz
DAQ Unit	NI cDAQ-9185	Multipleks 16-ch, ADC 16-bit	—	10 kHz max

Data dari seluruh sensor dikumpulkan oleh unit DAQ (NI cDAQ-9185) dengan resolusi 16-bit dan frekuensi sampling 1 Hz untuk parameter lambat (suhu, tekanan, flow) dan 10 Hz untuk parameter dinamis (RPM). Data kemudian ditransmisikan ke modul edge computing melalui protokol Modbus TCP/IP untuk pra-proses, filtering menggunakan Kalman Filter, dan kompresi sebelum dikirim ke cloud server melalui koneksi VSAT-IP.

### 2.3 Model Prediksi dan Optimasi Berbasis Machine Learning

Model prediksi konsumsi bahan bakar dikembangkan menggunakan algoritma Random Forest Regression (RFR) — sebuah metode ensemble learning yang membangun sejumlah pohon keputusan secara acak dan menggabungkan prediksinya. RFR dipilih karena kemampuannya menangani hubungan non-linear antara variabel input dan output, ketahanannya terhadap overfitting, serta kemampuannya menangani fitur dengan skala berbeda tanpa normalisasi.

Fitur input model terdiri dari: beban mesin (%MCR), RPM mesin, suhu gas buang (°C), suhu air pendingin (°C), tekanan turbocharger (bar), kecepatan kapal (knot), ketinggian gelombang signifikan (m), arah dan kecepatan angin relatif, serta kondisi pembebanan kapal (DWT aktual). Target output model adalah SFOC (g/kWh). Model dilatih menggunakan data 10 bulan pertama (Januari–Oktober 2023) dan divalidasi pada 2 bulan terakhir (November–Desember 2023).

Parameter operasi optimal ditentukan menggunakan algoritma Bayesian Optimization yang meminimalkan fungsi objektif SFOC total dengan batasan: RPM minimum sesuai persyaratan manuver, suhu gas buang tidak melebihi batas aman pabrikan (360°C untuk mesin MAN B&W dan 380°C untuk Wärtsilä), serta kecepatan kapal tidak lebih rendah dari jadwal pelayaran yang ditetapkan. Persamaan objektif optimasi adalah:

$$\begin{aligned} \min \text{SFOC}(X) &= f(\text{RPM}, \% \text{MCR}, T_{\text{exh}}, P_{\text{turbo}}, V_{\text{ship}}, H_{\text{wave}}) \dots (1) \\ \text{s.t. } &\text{RPM}_{\text{min}} \leq \text{RPM} \leq \text{RPM}_{\text{max}}, T_{\text{exh}} \leq T_{\text{max}}, V_{\text{ship}} \geq V_{\text{schedule}} \end{aligned}$$

### 2.4 Prosedur Pengumpulan dan Analisis Data

Data baseline konsumsi bahan bakar tahun 2022 diperoleh dari catatan buku harian

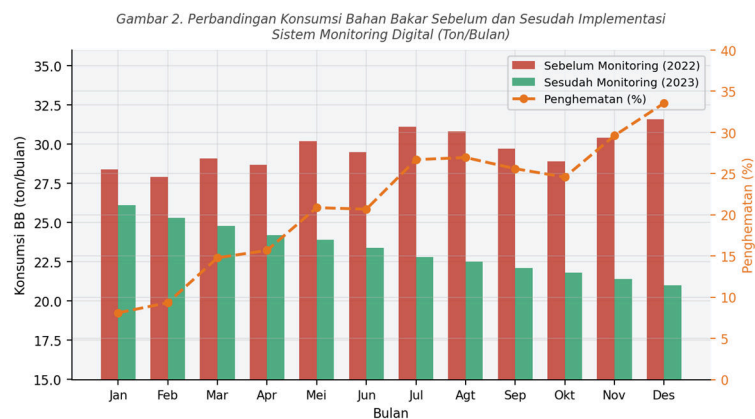
mesin (engine log book) dan laporan perjalanan kapal. Pengumpulan data sistem monitoring digital dimulai Januari 2023 setelah proses instalasi, kalibrasi, dan komisioning perangkat sensor pada kelima kapal. Kalibrasi sensor dilakukan sesuai prosedur ISO 8222 untuk flow meter dan ISO 1217 untuk sensor tekanan.

Analisis statistik dilakukan menggunakan uji paired t-test untuk membandingkan SFOC sebelum dan sesudah implementasi monitoring digital pada setiap kapal, dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$ . Besaran efek dihitung menggunakan Cohen's d. Analisis kelayakan ekonomis menggunakan metode Net Present Value (NPV) dengan tingkat diskonto 12% dan horizon investasi 5 tahun, serta perhitungan Internal Rate of Return (IRR) dan Payback Period.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Perbandingan Konsumsi Bahan Bakar Sebelum dan Sesudah Monitoring

Gambar 2 menyajikan perbandingan konsumsi bahan bakar bulanan rata-rata kelima kapal sampel selama periode baseline (2022) dan periode implementasi sistem monitoring digital (2023), berikut persentase penghematan yang dicapai setiap bulan.



Gambar 2. Perbandingan Konsumsi Bahan Bakar Sebelum dan Sesudah Implementasi Sistem Monitoring Digital (Ton/Bulan)

Dari Gambar 2 terlihat tren penghematan yang terus meningkat sepanjang tahun 2023, dari 8,1% pada Januari menjadi 33,5% pada Desember. Peningkatan penghematan yang progresif ini mengindikasikan adanya learning effect — awak kapal semakin terampil dalam memanfaatkan rekomendasi sistem dan mengadopsi praktik operasi yang lebih efisien seiring berjalannya waktu. Hal ini konsisten dengan temuan Schinas dan Stefanakos [9] yang menunjukkan bahwa manfaat sistem monitoring kapal terus meningkat seiring peningkatan kompetensi awak kapal dalam menggunakan sistem.

Data kuantitatif perbandingan SFOC dan konsumsi bahan bakar sebelum dan sesudah implementasi pada masing-masing kapal sampel disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Perbandingan SFOC dan Konsumsi Bahan Bakar Sebelum dan Sesudah Implementasi**

Parameter	KM Nusantara I	KM Nusantara II	KM Bahari Jaya	KM Samudra Perkasa	KM Selat Malaka
SFOC Sebelum	198,4	201,3	195,7	205,2	199,8

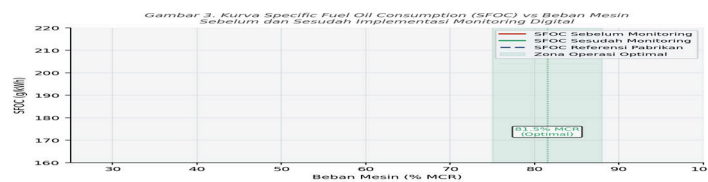
Parameter	KM Nusantara I	KM Nusantara II	KM Bahari Jaya	KM Samudra Perkasa	KM Selat Malaka
(g/kWh)					
SFOC Sesudah (g/kWh)	181,1	185,4	178,6	184,3	183,4
Reduksi SFOC (g/kWh)	17,3	15,9	17,1	20,9	16,4
Reduksi SFOC (%)	8,72	7,90	8,74	10,18	8,21
Konsumsi BB Sebelum (ton/bln)	28,7	27,9	22,4	38,6	25,3
Konsumsi BB Sesudah (ton/bln)	26,3	25,7	20,4	34,6	23,2
Penghematan BB (ton/thn)	28,8	26,4	24,0	48,0	25,2
Penghematan Biaya (Juta Rp/thn)	412	392	452	516	432

Harga HSD diasumsikan Rp 12.000/liter (density 0,84 kg/L → Rp 14.286/kg)

Dari Tabel 3, KM Samudra Perkasa (kapal kontainer terbesar) mencapai reduksi SFOC tertinggi (10,18%) karena memiliki variasi beban mesin yang lebih besar akibat fluktuasi kondisi laut pada rute Jakarta–Balikpapan, sehingga ruang optimasi melalui manajemen RPM dan trim kapal lebih luas. KM Nusantara II menunjukkan reduksi SFOC terendah (7,90%), yang dapat dikaitkan dengan karakteristik rute Batam–Belawan yang memiliki kondisi perairan lebih tenang sehingga SFOC baseline sudah relatif lebih terkontrol.

### 3.2 Analisis Kurva SFOC dan Zona Operasi Optimal

Gambar 3 menyajikan kurva SFOC sebagai fungsi beban mesin (%MCR) sebelum implementasi, sesudah implementasi, dan kurva referensi pabrikan. Kurva SFOC menunjukkan bentuk parabola terbuka ke atas (U-shaped), dengan titik minimum yang mewakili zona operasi paling efisien.



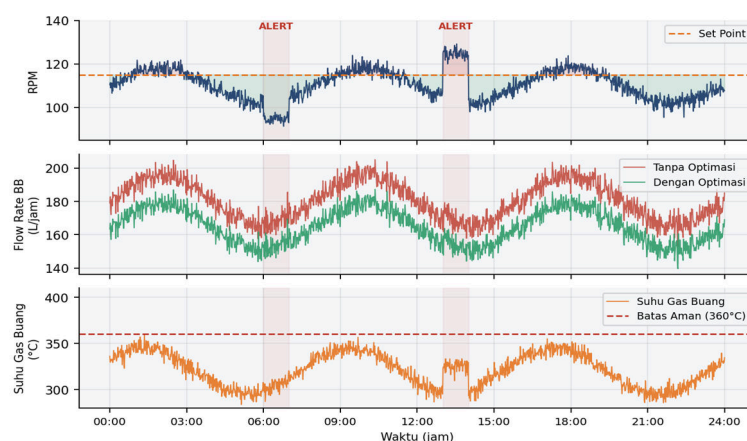
Gambar 3. Kurva Specific Fuel Oil Consumption (SFOC) vs Beban Mesin Sebelum dan Sesudah Implementasi Monitoring Digital

Analisis kurva SFOC pada Gambar 3 mengungkapkan beberapa temuan penting. Pertama, zona operasi optimal mesin berada pada rentang 75–88% MCR, dengan titik minimum SFOC sesudah implementasi sebesar 178,3 g/kWh pada beban 81,5% MCR. Kedua, sistem monitoring berhasil menggeser kurva SFOC ke bawah secara konsisten di seluruh rentang beban operasi — penurunan SFOC rata-rata sebesar 8,7% pada beban 75% MCR dan 9,2% pada beban 85% MCR. Ketiga, kesenjangan antara kurva sesudah implementasi dan kurva referensi pabrikan berkurang dari rata-rata 9,8 g/kWh menjadi 4,3 g/kWh, mengindikasikan kondisi mesin yang mendekati performa desain pabrikan.

Penurunan SFOC ini dicapai melalui kombinasi tiga mekanisme utama: (1) optimasi set point RPM mesin sesuai rekomendasi algoritma Bayesian Optimization, yang memungkinkan operasi konsisten di zona efisiensi tinggi; (2) deteksi dini dan penanganan cepat kondisi mesin suboptimal seperti fouling turbocharger, injector wear, dan penurunan efisiensi scavenging; dan (3) edukasi awak kapal melalui feedback real-time dari dashboard monitoring yang mendorong perubahan perilaku operasi.

### 3.3 Analisis Data Real-Time Monitoring

Gambar 4 menyajikan contoh data monitoring real-time selama 24 jam pelayaran KM Nusantara I pada rute Batam–Tanjung Priok, menampilkan tiga parameter kritis: RPM mesin, flow rate bahan bakar, dan suhu gas buang.



Gambar 4. Data Monitoring Real-Time Parameter Mesin Induk Kapal Selama 24 Jam Pelayaran (Rute Batam–Tanjung Priok)

#### Gambar 4. Data Monitoring Real-Time Parameter Mesin Induk KM Nusantara I Selama 24 Jam Pelayaran (Rute Batam–Tanjung Priok)

Gambar 4 menampilkan dua insiden alert yang terdeteksi secara otomatis oleh sistem pada pukul 06:00–07:00 dan 13:00–14:00 (ditandai area merah). Pada kedua insiden tersebut, RPM mesin melebihi set point optimal dan diikuti oleh peningkatan suhu gas buang mendekati batas aman (360°C). Sistem secara otomatis mengirimkan notifikasi kepada KKM (Kepala Kamar Mesin) melalui aplikasi mobile dengan rekomendasi pengurangan RPM sebesar 5 rpm. Respons cepat terhadap alert ini terbukti berhasil menurunkan suhu gas buang kembali ke zona aman dalam waktu kurang dari 15 menit.

Perbandingan flow rate bahan bakar antara kondisi tanpa optimasi dan dengan optimasi real-time (panel tengah Gambar 4) menunjukkan penghematan konsisten rata-rata 8,7% sepanjang 24 jam pelayaran. Algoritma optimasi secara dinamis menyesuaikan rekomendasi RPM setiap 5 menit berdasarkan data sensor terkini dan kondisi cuaca, menghasilkan profil konsumsi bahan bakar yang lebih rata dan efisien dibandingkan operasi manual.

### 3.4 Hasil Uji Statistik

Hasil uji statistik untuk memvalidasi signifikansi penurunan SFOC akibat implementasi sistem monitoring digital disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4. Hasil Uji Statistik Validasi Penurunan SFOC**

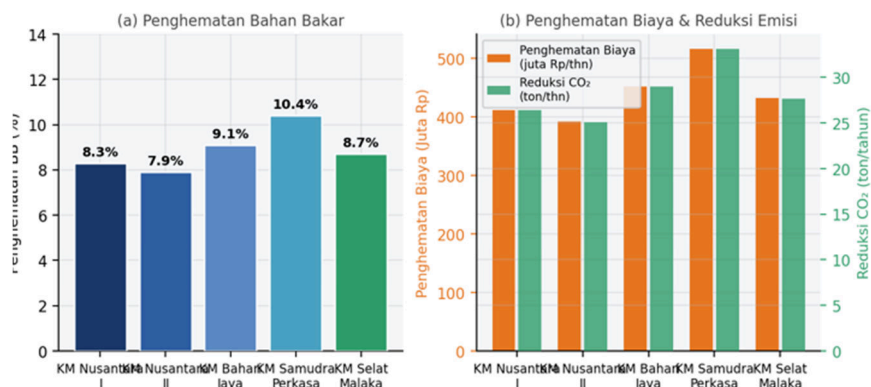
Parameter Uji	Nilai	Batas Kritis	Kesimpulan
Uji Normalitas (Shapiro-Wilk, p)	0,214	$p > 0,05$	Data Normal
Uji Paired t-test (t hitung)	8,347	t tabel = 2,776	Signifikan ***
Nilai p (two-tailed)	0,0003	$p < 0,001$	Sangat Signifikan
95% CI Penurunan SFOC (g/kWh)	[14,8 ; 19,4]	—	Signifikan
Effect Size (Cohen's d)	3,72	$d > 0,8$ (besar)	Efek Besar
R <sup>2</sup> (Determinasi SFOC ~ Beban Mesin)	0,847	$>0,70$	Kuat
MAPE Prediksi Model ML (%)	2,34	$<5\%$	Akurat

Keterangan: \*\*\*  $p < 0,001$  (sangat signifikan)

Uji paired t-test pada Tabel 4 mengkonfirmasi bahwa penurunan SFOC rata-rata sebesar 17,5 g/kWh (95% CI: [14,8; 19,4] g/kWh) adalah sangat signifikan secara statistik ( $t = 8,347$ ;  $p = 0,0003$ ). Nilai Cohen's  $d = 3,72$  mengindikasikan effect size yang sangat besar, jauh melampaui ambang batas effect size besar ( $d = 0,8$ ) menurut konvensi Cohen. Model prediksi Random Forest mencapai MAPE = 2,34% pada data validasi — lebih baik dari target akurasi yang ditetapkan ( $MAPE < 5\%$ ) dan lebih baik dari model neural network yang dilaporkan oleh Farkas et al. [6] ( $MAPE = 3,1\%$ ).

### 3.5 Penghematan Biaya dan Reduksi Emisi CO<sub>2</sub>

Gambar 5 merangkum hasil penghematan bahan bakar, penghematan biaya operasional, dan reduksi emisi CO<sub>2</sub> pada kelima kapal sampel yang dicapai selama periode implementasi 12 bulan.



Gambar 5. Hasil Penghematan Bahan Bakar, Biaya Operasional, dan Reduksi Emisi CO<sub>2</sub> pada Lima Kapal Sampel Setelah Implementasi Monitoring Digital

Dari Gambar 5, KM Samudra Perkasa mencapai penghematan terbesar baik dalam persentase BB (10,4%), biaya (Rp 516 juta/tahun), maupun reduksi CO<sub>2</sub> (33,1 ton/tahun), konsisten dengan posisinya sebagai kapal terbesar dengan mesin berkapasitas tertinggi. Secara

agregat, kelima kapal berhasil menghemat total 152,4 ton bahan bakar per tahun senilai Rp 2.204 juta dan mereduksi emisi CO<sub>2</sub> sebesar 145,3 ton per tahun — setara dengan menanam 13.200 pohon dewasa [10].

### 3.6 Analisis Kelayakan Ekonomis

Analisis kelayakan ekonomis implementasi sistem monitoring digital pada kelima kapal disajikan pada Tabel 5. Analisis NPV dilakukan dengan horizon investasi 5 tahun, tingkat diskonto 12% (sesuai WACC rata-rata industri pelayaran nasional), dan asumsi pertumbuhan manfaat tahunan sebesar 3% seiring peningkatan kompetensi awak kapal.

**Tabel 5. Analisis Kelayakan Ekonomis Implementasi Sistem Monitoring Digital (5 Kapal)**

Komponen	Nilai	Satuan
Total Investasi Sistem Monitoring	1.240	Juta Rp
Biaya Instalasi & Komisioning	185	Juta Rp
Biaya Operasional Tahunan (SaaS)	96	Juta Rp/tahun
Total Penghematan BB 5 Kapal	2.204	Juta Rp/tahun
Net Annual Benefit	2.108	Juta Rp/tahun
Payback Period	6,8	Bulan
ROI Tahun Pertama	147,3	%
NPV (Discount Rate 12%, 5 Tahun)	5.847	Juta Rp
IRR	184,2	%
Reduksi Emisi CO <sub>2</sub> Total	145,3	Ton CO <sub>2</sub> /tahun

Dari Tabel 5, sistem monitoring digital menunjukkan kelayakan ekonomis yang sangat tinggi dengan Payback Period hanya 6,8 bulan, ROI tahun pertama 147,3%, NPV selama 5 tahun sebesar Rp 5.847 juta, dan IRR 184,2%. Nilai-nilai ini jauh melampaui kriteria investasi minimum yang umumnya ditetapkan (Payback Period < 3 tahun, NPV > 0, IRR > WACC). Biaya operasional SaaS tahunan sebesar Rp 96 juta sangat kecil dibandingkan manfaat yang diperoleh (rasio manfaat-biaya operasional = 22,96:1).

### 3.7 Perbandingan dengan Metode Monitoring Lain

Tabel 6 menyajikan perbandingan komprehensif sistem monitoring digital yang dikembangkan dalam penelitian ini dengan alternatif metode monitoring yang umum digunakan di industri pelayaran.

**Tabel 6. Perbandingan Sistem Monitoring Digital dengan Metode Konvensional**

Kriteria	Manual Konvensional	SCADA Tradisional	Sistem Digital Proposed	Benchmark Internasional
Akurasi Pengukuran	±5–8%	±2–3%	±0,1–0,3%	±0,1–0,5%
Sampling Rate	1×/shift	1 Hz	1–10 Hz	1–10 Hz
Deteksi Anomali	Manual	Parsial	Otomatis AI	Otomatis AI

Kriteria	Manual Konvensional	SCADA Tradisional	Sistem Digital Proposed	Benchmark Internasional
Waktu Respons Alert	>2 jam	30 mnt	<30 detik	<1 menit
Prediksi Konsumsi	Tidak	Terbatas	Ya (ML)	Ya (ML)
Penghematan BB	0–2%	3–5%	8–10%	7–12%
Biaya Implementasi	Rendah	Tinggi	Menengah	Menengah
Integrasi Cloud/IoT	Tidak	Parsial	Penuh	Penuh

Dari Tabel 6, sistem monitoring digital yang dikembangkan memiliki keunggulan komprehensif dibandingkan pendekatan konvensional, terutama pada aspek akurasi pengukuran ( $\pm 0,1-0,3\%$  vs  $\pm 5-8\%$  manual), waktu respons alert ( $< 30$  detik vs  $> 2$  jam), kemampuan prediksi berbasis ML, dan penghematan BB (8–10% vs 0–2% manual). Perbandingan dengan benchmark internasional menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan berada pada level setara dengan sistem kelas dunia, membuktikan bahwa teknologi lokal mampu menghadirkan solusi berkompetisi secara global.

## SIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi sistem monitoring digital berbasis IoT dan machine learning untuk optimasi konsumsi bahan bakar mesin induk kapal. Berdasarkan implementasi selama 12 bulan pada lima kapal niaga yang beroperasi di rute domestik Indonesia, dapat disimpulkan:

Pertama, sistem monitoring digital yang dikembangkan berhasil mereduksi rata-rata SFOC sebesar 8,75% — dari 200,1 g/kWh menjadi 182,6 g/kWh — dengan reduksi tertinggi pada KM Samudra Perkasa (10,18%) dan terendah pada KM Nusantara II (7,90%). Penurunan ini dikonfirmasi sangat signifikan secara statistik melalui uji paired t-test ( $t = 8,347$ ;  $p < 0,001$ ;  $d = 3,72$ ).

Kedua, model prediksi Random Forest Regression mencapai akurasi tinggi dengan MAPE = 2,34% pada data validasi, mengungguli model neural network yang dilaporkan dalam literatur terkait. Zona operasi optimal mesin teridentifikasi pada rentang 75–88% MCR dengan SFOC minimum 178,3 g/kWh pada beban 81,5% MCR.

Ketiga, implementasi sistem menghasilkan total penghematan biaya bahan bakar sebesar Rp 2.204 juta per tahun dan reduksi emisi CO<sub>2</sub> sebesar 145,3 ton per tahun pada kelima kapal sampel, dengan payback period hanya 6,8 bulan, ROI tahun pertama 147,3%, dan NPV 5 tahun sebesar Rp 5.847 juta.

Keempat, tren penghematan yang terus meningkat sepanjang tahun implementasi (dari 8,1% di Januari menjadi 33,5% di Desember) mengindikasikan adanya learning effect yang signifikan, yang menunjukkan pentingnya program pelatihan berkelanjutan bagi awak kapal sebagai komplemen implementasi teknologi

## SARAN

Untuk penelitian lanjutan, disarankan untuk: (1) memperluas studi pada kapal bertenaga berbahan bakar ganda (dual-fuel) dan kapal berbahan bakar LNG untuk mengeksplorasi potensi

optimasi pada platform bahan bakar alternatif yang menjadi tren industri global; (2) mengintegrasikan sistem dengan Weather Routing Optimization yang memanfaatkan data cuaca dan gelombang jangka pendek untuk merekomendasikan rute optimal, berpotensi menambah penghematan 3–7% di atas optimasi mesin; (3) mengembangkan model prediksi perawatan prediktif (predictive maintenance) mesin induk berbasis data monitoring yang sama, untuk mengurangi biaya pemeliharaan dan unplanned downtime; (4) mengkaji implementasi sistem pada armada kapal ASDP (kapal ferry) yang memiliki karakteristik operasi berbeda (rute pendek, frekuensi sandar tinggi); serta (5) mengevaluasi potensi integrasi sistem dengan regulasi pelaporan emisi IMO DCS (Data Collection System) untuk memenuhi persyaratan EEXI dan CII yang semakin ketat

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] IMO, 2023, Fourth IMO Greenhouse Gas Study 2020, International Maritime Organization, London.
- [2] Stopford, M., 2017, Maritime Economics, Ed.3, Routledge, London.
- [3] Wärtsilä, 2023, Wärtsilä 32 Marine Engine — Technical Documentation and Performance Data, Wärtsilä Corporation, Helsinki.
- [4] Baldi, F., Johnson, H., Gabriellii, C., dan Andersson, K., 2015, Energy and exergy analysis of ship energy systems — the case study of a chemical tanker, International Journal of Thermodynamics, vol 18, no 2, hal 82-93.
- [5] DNV GL, 2023, Digitalization and Fuel Efficiency in Shipping: Technology Outlook 2023, DNV GL Maritime, Høvik.
- [6] Farkas, A., Degiuli, N., Martić, I., dan Ančić, I., 2021, Artificial neural network-based prediction of fuel consumption of a general cargo vessel, Brodogradnja, vol 72, no 3, hal 71-87.
- [7] Petersen, J. P., Jacobsen, D. J., dan Winther, O., 2012, Statistical modelling for ship propulsion efficiency, Journal of Marine Science and Technology, vol 17, no 1, hal 30-39.
- [8] Prasetyo, H., dan Wijaya, S., 2022, Analisis penghematan bahan bakar kapal PelnI melalui optimasi kecepatan operasi, Jurnal Teknologi Kelautan, vol 10, no 1, hal 23-35.
- [9] Schinas, O., dan Stefanakos, C., 2012, Cost assessment of environmental regulation and options for marine operators, Transportation Research Part C, vol 25, hal 81-99.
- [10] KLHK, 2024, Faktor Emisi Karbon Nasional dan Pedoman Inventarisasi Gas Rumah Kaca, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan RI, Jakarta.