



Sistem Monitoring Kondisi Mesin Kapal Berbasis *Internet of Things (IoT)* dan *Predictive Maintenance* Menggunakan Mikrokontroler dan *Machine Learning* di Edge

Internet of Things (IoT)-Based Ship Engine Condition Monitoring System and Predictive Maintenance Using Microcontrollers and Machine Learning at the Edge

Yulian Wardi¹, Domingus Bak'ka², Fachri Al Aziz³

1.2.3 Akademi Angkatan Laut, Jl. Bumimoro Morokrembangan, Surabaya, Jawa Timur, 60178,
Indonesia

*Penulis korespondensi, Surel: wardi.yulian@gmail.com

Abstract

This study integrates Internet of Things (IoT) technology and Machine Learning to develop a Predictive Maintenance System capable of monitoring and predicting machine failures in real-time. Using the CRISP-DM method, the research employs a synthetic dataset containing 10,000 entries and applies the Logistic Regression algorithm, achieving an accuracy of 96.87%. The system is implemented in a web-based application to facilitate real-time monitoring of machine conditions. In addition, a prototype IoT-based temperature monitoring system for the ship's main engine was developed using Thermocouple and IR sensors connected to a NodeMCU ESP32 and the Blynk application. The experimental results show that the system effectively detects changes in temperature and engine rotation, supporting early preventive maintenance efforts.

Keywords: Performance Monitoring, Machine Learning, Predictive Maintenance System, Internet of Things (IoT).

Abstrak

Penelitian ini menggabungkan teknologi Internet of Things (IoT) dan Machine Learning untuk mengembangkan sistem Predictive Maintenance yang mampu memantau dan memprediksi kegagalan mesin secara real-time. Dengan metode CRISP-DM, penelitian menggunakan dataset sintetis berisi 10.000 data dan menerapkan algoritma Logistic Regression yang menghasilkan akurasi 96,87%. Sistem ini kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web untuk memudahkan pemantauan kondisi mesin. Selain itu, dikembangkan pula prototipe sistem pemantauan suhu main engine kapal berbasis IoT menggunakan sensor Thermocouple dan IR Sensor yang terhubung ke NodeMCU ESP32 dan aplikasi Blynk. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mendekripsi perubahan suhu dan putaran mesin secara efektif, sehingga dapat mendukung upaya pencegahan kerusakan lebih dini.

Kata Kunci: Monitoring Kinerja, Machine Learning, Predictive Maintenance System, Internet of Things (IoT).

1. Pendahuluan

Perkembangan industri mengalami kemajuan yang sangat pesat dengan melewati beberapa fase revolusi. Revolusi Industri 1.0 dimulai dengan ditemukannya mesin uap yang memungkinkan produksi barang dilakukan secara massal, kemudian berlanjut ke Revolusi

Industri 2.0 yang ditandai dengan penggunaan listrik sehingga biaya produksi menjadi lebih efisien. Selanjutnya, Revolusi Industri 3.0 hadir dengan pemanfaatan teknologi elektronika dan sistem informasi untuk mendukung otomatisasi dalam proses produksi. Transformasi industri berlanjut ke Revolusi Industri 4.0, yang mengintegrasikan teknologi otomatisasi dengan jaringan internet. Pada tahap ini, lahir berbagai inovasi seperti Internet of Things (IoT), Big Data, dan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang diaplikasikan dalam sektor industri. Penerapan teknologi tersebut berperan besar dalam memodernisasi industri manufaktur, baik dalam kegiatan produksi, perawatan mesin, maupun berbagai proses bisnis lainnya.

Pemeliharaan mesin merupakan aspek penting dalam industri karena berhubungan langsung dengan biaya serta kelancaran proses kerja. Jika terjadi kegagalan pada mesin, maka dapat menimbulkan kerusakan yang menghambat jalannya produksi sekaligus meningkatkan pengeluaran, baik dari sisi biaya perbaikan maupun akibat keterlambatan produksi. Besarnya biaya pemeliharaan mesin sendiri cukup signifikan, misalnya di sektor minyak dan gas dapat mencapai 15% hingga 70% dari total biaya produksi. Oleh sebab itu, perawatan mesin atau maintenance sangatlah penting agar mesin tetap berfungsi dengan baik dan meminimalkan potensi kerusakan. Salah satu cara untuk mewujudkan hal tersebut adalah dengan menerapkan strategi pemeliharaan yang tepat, seperti *corrective maintenance, preventive maintenance, dan predictive maintenance*.

Kegagalan dapat dipahami sebagai suatu penyimpangan yang tidak sah dari kondisi normal pada salah satu parameter atau karakteristik mesin. Untuk mencegah kegagalan yang dapat menimbulkan kerugian, diperlukan sistem yang mampu memperkirakan waktu perawatan sehingga kerusakan dapat diminimalisir. *Predictive Maintenance System* hadir sebagai solusi dengan menyediakan informasi kondisi mesin sekaligus memprediksi kapan perawatan harus dilakukan. Dengan adanya sistem ini, ketersediaan mesin, produktivitas, serta aspek keamanan dapat lebih terjamin.

Salah satu pendekatan yang dapat dimanfaatkan dalam sistem predictive maintenance adalah machine learning. Teknologi ini merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan komputer untuk belajar dari data tanpa harus diprogram secara eksplisit. Melalui *machine learning*, data multivariat dengan dimensi yang tinggi dapat dianalisis untuk menemukan pola tersembunyi dalam lingkungan yang kompleks dan dinamis. Dengan demikian, machine learning memberikan metode prediktif yang efektif dalam mendukung penerapan *Predictive Maintenance System*.

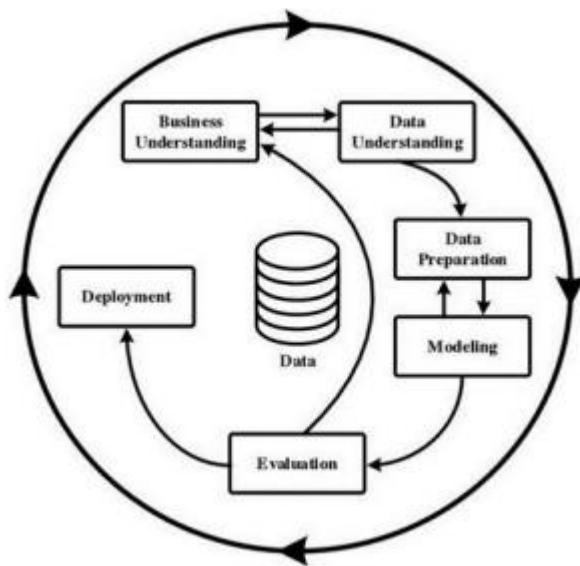
Penelitian terdahulu menegaskan pentingnya penerapan sistem pendinginan serta kontrol jarak jauh pada pengoperasian mesin kapal. Sebagai contoh, Dhimas (2022) merancang sistem pendinginan mesin penggerak utama berbasis Arduino Uno yang lebih efisien, namun penelitian tersebut belum menyoroti aspek pemantauan kinerja mesin secara keseluruhan. Sementara itu, Cahyono dan Wibowo (2020) melalui Jurnal Teknik Elektro mengembangkan sistem monitoring dan kontrol jarak jauh berbasis IoT untuk mesin kapal, yang memungkinkan operator melakukan pengaturan parameter operasional dari lokasi berbeda. Akan tetapi, penelitian tersebut lebih menitikberatkan pada fungsi kontrol jarak jauh, bukan pemantauan kinerja main engine secara real-time.

Berdasarkan kajian literatur, masih terdapat kelemahan dalam penelitian terdahulu, yakni kurangnya perhatian terhadap pemantauan kinerja main engine secara menyeluruh dan real-time. Penelitian ini dimaksudkan untuk menutupi kekurangan tersebut dengan

merancang sistem monitoring kinerja main engine kapal berbasis IoT yang mampu memantau kondisi mesin secara langsung. Melalui sistem ini, operator dapat memperoleh informasi aktual mengenai kondisi mesin sehingga tindakan pencegahan dapat dilakukan sebelum terjadi kerusakan. Fokus utama penelitian ini adalah pengembangan sistem monitoring kinerja main engine berbasis IoT yang dapat menyajikan informasi real-time terkait performa mesin. Data awal mengindikasikan bahwa kegagalan fungsi maupun kerusakan pada mesin kapal seringkali dipicu oleh minimnya monitoring dan keterlambatan pemeliharaan. Dengan penerapan sistem monitoring berbasis IoT dan *Predictive Maintenance System*, diharapkan diperoleh data yang lebih akurat dan sistematis mengenai kondisi mesin sehingga memungkinkan tindakan preventif yang lebih optimal.

2. Metode

Pengembangan Predictive Maintenance System berbasis Machine Learning dalam penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). Metode CRISP-DM merupakan sebuah kerangka kerja siklus yang mencakup beberapa tahapan penting dalam penerapan *Machine Learning*. Seperti terlihat pada Gambar 1, tahapan tersebut meliputi *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment*.



Gambar 1 Siklus CRISP-DM

Tahap pertama, *business understanding*, berfokus pada pemahaman domain bisnis, tujuan penelitian, serta sumber daya yang tersedia. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sistem prediksi untuk mengklasifikasikan kegagalan mesin. Kriteria keberhasilan ditentukan berdasarkan tingkat akurasi prediksi yang diharapkan mencapai lebih dari 90%. Akurasi dipilih sebagai metrik evaluasi karena mudah dipahami dan dapat menggambarkan proporsi prediksi benar dari keseluruhan hasil model. Pada tahap *data understanding*, dilakukan proses pengumpulan dan analisis data yang digunakan. Dataset penelitian berupa data sintetis yang dirancang untuk merepresentasikan Predictive Maintenance Dataset sebagaimana kondisi nyata di industri, terdiri atas 10.000 baris data dengan 10 fitur sebagaimana tercantum pada Tabel 1.

Tabel 1. Fitur Predictive Maintenance Dataset

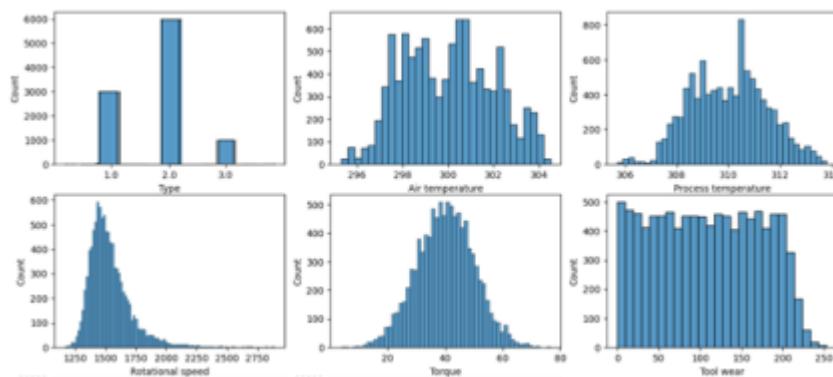
No	Fitur	Deskripsi
1	UID	Kode unik mulai dari 1 hingga 10.000
2	ProductID	Nomor seri khusus varian
3	Type	Varian kualitas produk (Low, Medium, High)
4	Air temperature	Suhu di sekitar mesin atau peralatan
5	Process Temperature	Suhu yang diukur dalam proses produksi atau operasional mesin
6	Rotational Speed	Kecepatan putaran dimana mesin atau bagian mesin berputar
7	Torque	Gaya yang dapat memutar objek sekitar sumbu putar
8	Tool Wear	Penurunan kualitas alat atau keausan alat
9	Target	Pengecekan ada kegagalan atau tidak
10	Failure Type	Jenis kegagalan

Rancangan sistem pada penelitian ini memanfaatkan teknologi Internet of Things (IoT) untuk melakukan pengumpulan serta analisis data lingkungan secara real-time. Sistem dibangun dengan menggunakan sensor Thermocouple dan IR yang terhubung ke mikrokontroler ESP32 sebagai unit pemrosesan utama. ESP32 diprogram untuk mengumpulkan data suhu dan kelembaban secara berkala, kemudian mengolahnya dan mengirimkan hasil ke server cloud melalui koneksi nirkabel. Desain arsitektur sistem dibuat dengan memperhatikan efisiensi energi, keandalan dalam pengiriman data, serta kemampuan untuk dikembangkan dengan penambahan sensor di kemudian hari. Selain itu, disediakan antarmuka berbasis web untuk memvisualisasikan data sehingga memungkinkan pemantauan jarak jauh. Secara keseluruhan, rancangan ini ditujukan untuk menghadirkan platform monitoring lingkungan yang fleksibel dan andal, dengan potensi pemanfaatan di berbagai bidang seperti pertanian presisi, manajemen energi pada bangunan, hingga pemantauan kualitas udara.

3. Hasil dan Pembahasan

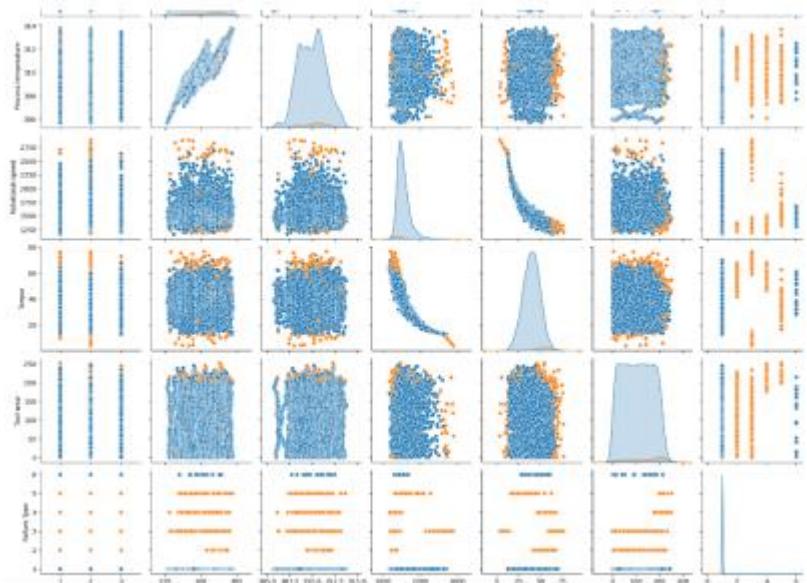
3.1 Exploratory Data Analysis

Exploratory data analysis dilakukan pada tahap data understanding. Tujuan Exploratory Data Analysis untuk mendapatkan ringkasan data dan membuat visualisasi yang tepat dengan representasi data tersebut [20]. Dari hasil analisis data awal ini dapat dilihat sebaran data, outlier maupun anomali dalam dataset tersebut. Beberapa visualisasi yang dibuat dari hasil analisis data dipaparkan dalam Exploratory data analysis



Gambar 2 Visualisasi Sebaran Fitur dalam Dataset

Gambar 2 menunjukkan visualisasi sebaran berbagai fitur dalam dataset yaitu Type, Air temperature, Process temperature, Rotational speed, Torque, dan Tool wear. Dari visualisasi histogram tersebut menunjukkan pola beragam yang menggambarkan bahwa sebaran data untuk tiap fitur cukup bervariasi nilainya. Jumlah tipe beragam yang mewakili varian produk L, M maupun H. Suhu di sekitar mesin (air temperature) serta suhu saat produksi (process temperature) juga bervariasi dari nilai tinggi maupun rendah. Demikian juga nilai untuk kecepatan putaran, torsi dan keausan alat pun beragam.



Gambar 3 Visualisasi Terjadinya Kegagalan dalam Dataset

Gambar 3 menunjukkan visualisasi terjadinya kegagalan mesin dengan kaitannya antar tiap fitur dalam dataset. Warna biru menunjukkan tidak terjadi kegagalan, sedangkan warna jingga memperlihatkan terjadinya kegagalan mesin. Pada bagian torque dapat dilihat bahwa banyak warna jingga di bagian atas dan bagian bawah nilai data, hal ini menunjukkan terjadinya kegagalan yang terkait torsi baik itu PWF ataupun OSF. PWF terjadi saat perkalian torsi dan kecepatan putaran di bawah 3500 W atau di atas 9000 W. OSF terjadi jika hasil kali tool wear dan torsi melebihi 11.000 minNm untuk varian produk L atau 12.000 untuk varian M ataupun 13.000 untuk varian H. Oleh karena itu, kecenderungan kegagalan banyak terjadi di bagian atas atau bawah.

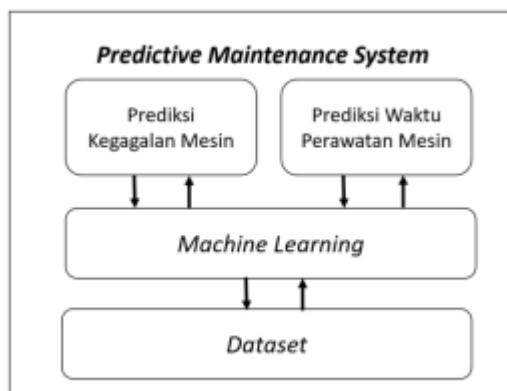
3.2 Pemodelan Machine Learning

Model machine learning yang dikembangkan dalam penelitian ini menggunakan Logistic Regression. Data x terdiri dari enam fitur yaitu Type, Air temperature, Process temperature, Rotational speed, Torque, dan Tool wear. Sedangkan target y berupa Failure Type. Sebelum pembangunan model, akan dilakukan pembagian dataset yang akan digunakan sebagai data latih dan data uji sebanyak 70:30. 70% dari seluruh dataset akan digunakan untuk melatih model, sedangkan 30% dari dataset akan digunakan untuk mengevaluasi model yang telah terbentuk.

Sebagaimana sebaran dataset yang digambarkan pada visualisasi sebelumnya menunjukkan nilai yang cukup beragam untuk tiap fitur, sehingga dataset cukup seimbang. Pembentukan model Logistic Regression menggunakan model linier sesuai persamaan (1). Selanjutnya dilakukan evaluasi model dengan pengukuran akurasi untuk melihat kriteria sukses data pada tahap Business Understanding. Dalam penelitian ini dikembangkan model prediksi untuk klasifikasi kegagalan mesin, evaluasi dengan akurasi tinggi diharapkan dapat menjamin proses deteksi kegagalan berjalan baik dan memberikan hasil optimal. Hasil evaluasi model Logistic Regression dalam penelitian ini menunjukkan nilai akurasi sebesar 96,87%. Hasil ini memenuhi kriteria sukses yang diharapkan pada tahap Business Understanding yaitu nilai akurasi prediksi di atas 90%.

3.3 Predictive Maintenance System

Pada penelitian ini diusulkan pengembangan Predictive Maintenance System sesuai diagram arsitektur pada Gambar 8. Tahap awal dari pengembangan Predictive Maintenance System yang diusulkan dalam penelitian ini adalah untuk melakukan prediksi kegagalan mesin. Setelah dapat dilakukan prediksi kegagalan mesin, selanjutnya dapat digunakan untuk mengembangkan prediksi waktu perawatan mesin. Keseluruhan sistem prediksi tersebut dikembangkan dengan memanfaatkan machine learning untuk mengolah dataset mesin yang ada



Gambar 4 Arsitektur Predictive Maintenance System

Hasil pembangunan model machine learning berikutnya dilakukan deployment ke dalam aplikasi berbasis web. Pengembangan web Predictive Maintenance System dapat memudahkan pemantauan kondisi mesin dan prediksi kegagalan mesin oleh pengguna.

Electronic Sea and Defence Journal

Volume 1 Nomor 2, Desember 2025



Prediksi Kegagalan Mesin

Selamat datang di aplikasi prediksi kegagalan mesin berbasis web.

Aplikasi ini menggunakan teknologi Machine Learning untuk memberikan prediksi yang akurat terkait kemungkinan kegagalan mesin berdasarkan beberapa variabel kunci. Dengan memasukkan nilai-nilai seperti Type, Air Temperature, Process Temperature, Rotational Speed, Torque, dan Tool Wear, pengguna dapat dengan mudah mendapatkan perkiraan tingkat risiko kegagalan pada mesin. Model Machine Learning yang kuat di balik aplikasi ini telah dilatih menggunakan data historis yang luas yakni sejumlah kurang lebih 10.000 data, memungkinkan sistem memberikan prediksi yang handal. Aplikasi ini dirancang untuk membantu pengguna mengidentifikasi potensi masalah sebelum terjadinya kerusakan serius, memungkinkan perencanaan pemeliharaan yang lebih efisien dan pengoperasian mesin yang lebih handal. Sederhana, responsif, dan mudah digunakan, aplikasi ini menjadi mitra ideal dalam mengoptimalkan kinerja dan umur pakai mesin industri.

Sumber data: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/601/oil+2020+predictive+maintenance+dataset>

Selain itu, terdapat halaman yang menampilkan informasi dataset yang digunakan berdasarkan penjelasan untuk tiap fitur data seperti pada Gambar 5. Grafik visualisasi serta hasil Prediksi menggunakan machine learning.



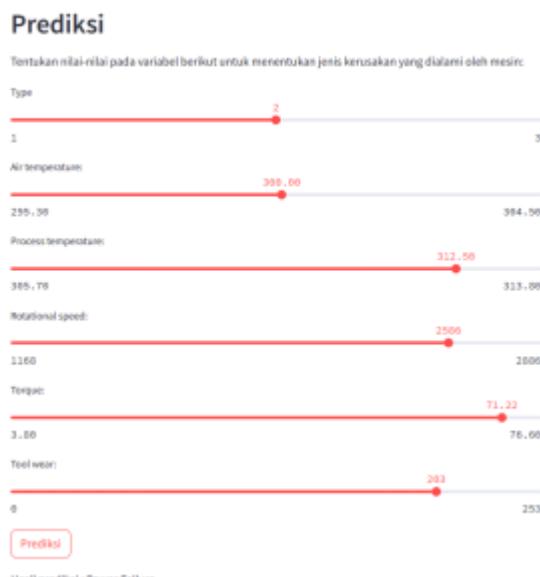
Beberapa hasil visualisasi data juga ditampilkan dalam web pada halaman "Grafik" seperti pada Gambar 6. Visualisasi sebaran data untuk tiap fitur juga dapat dilihat pada web.



Hasil model machine learning untuk prediksi kegagalan mesin ditampilkan dalam halaman "Prediksi" seperti pada Gambar 7



Pengguna dapat mengatur nilai dari tiap fitur sesuai data yang ada untuk mengecek kondisi mesin apakah terdapat kegagalan atau tidak. Hasil prediksi machine learning akan ditampilkan apakah 'No Failure', 'Heat Dissipation Failure', 'Power Failure', 'Overstrain Failure', 'Tool Wear Failure'. Gambar 8 menunjukkan hasil prediksi 'Power Failure' berdasarkan nilai fitur yang dimasukkan pengguna.



Gambar 8 Tampilan Hasil Prediksi Kerusakan Mesin

4. Simpulan

Prediksi kegagalan mesin untuk Predictive Maintenance System dengan memanfaatkan Machine Learning telah berhasil dikembangkan dalam penelitian ini. Pengembangan sistem menggunakan metode CRISP-DM yang terdiri dari business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation dan deployment. Metode Logistic Regression digunakan untuk mengembangkan model prediksi kegagalan mesin dengan hasil evaluasi akurasi sebesar 96,8%. Hasil pemodelan machine learning dikembangkan dalam web yang memudahkan pengguna untuk memantau kondisi dan melakukan prediksi kegagalan mesin. Penelitian selanjutnya adalah pengembangan model untuk prediksi waktu perawatan mesin sehingga dapat menjadi suatu Predictive Maintenance System yang utuh. Implementasi

Predictive Maintenance System dalam dunia industri diharapkan dapat meningkatkan efisiensi, mengurangi biaya pemeliharaan, dan memastikan kondisi ketersediaan mesin.

Sistem Monitoring Kinerja Main Engine Kapal Berbasis IoT, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1) Kinerja hasil pengujian sistem monitoring menunjukkan bahwa sensor Thermocouple dan IR Sensor mampu mengukur suhu dan RPM main engine dengan akurat. Sensor Thermocouple berhasil mendeteksi suhu main engine dengan presisi tinggi, sementara IR Sensor efektif dalam mengukur RPM. Data dari kedua sensor ini diproses oleh ESP32 dan dikirimkan ke server cloud Blynk secara real-time, memungkinkan pemantauan kinerja main engine secara kontinyu.

2) Sistem monitoring yang dirancang berhasil memberikan informasi real-time tentang kondisi operasional main engine. Dengan memantau parameter-parameter kritis seperti suhu dan RPM secara terus-menerus, sistem ini dapat mengidentifikasi tren kinerja dan potensi masalah pada main engine. Hal ini memungkinkan operator untuk mengambil tindakan preventif sebelum terjadi gangguan serius, sehingga meningkatkan keandalan operasional kapal.

Daftar Rujukan

- Anantharaman, M., Garaniya, V., Khan, F., & Lewarn, B. (2023). Reliability analysis of marine main engine fuel oil system components: A data-driven approach. *Reliability Engineering & System Safety*, 230, 108944. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108944>
- Bae, C., Kim, J., & Bae, S. H. (2021). Recent advances in internal combustion engine technologies for maritime transport. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(2), 166. <https://doi.org/10.3390/jmse9020166>
- Cahyono, E., & Wibowo, A. (2020). Perancangan sistem monitoring dan kontrol jarak jauh untuk mesin kapal menggunakan teknologi IoT. *Jurnal Teknik Elektro*, 12(3), 155-167.
- Dhimas, A. P. (2022). Rancang bangun sistem pendinginan mesin penggerak utama di kapal (Doctoral dissertation, Politeknik Ilmu Pelayaran Semarang).
- Firdaus, M., & Rahardjo, S. (2021). Aplikasi kecerdasan buatan untuk prediksi kerusakan mesin induk kapal. *Jurnal Ilmiah Teknik Mesin*, 9(2), 78-90.
- Geertsma, R. D., Negenborn, R. R., Visser, K., Loonstijn, M. A., & Hopman, J. J. (2022). Pitch control for ships with diesel-mechanical and hybrid propulsion: Modelling, validation and performance quantification. *Applied Energy*, 306, 118012. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118012>
- Hidayat, T., & Suhartono, D. (2022). Pengembangan model penjadwalan perawatan preventif mesin kapal dengan algoritma genetika. *Jurnal Teknik Industri*, 24(1), 33-45.
- Pratama, R. A., Susanto, E., & Wibowo, A. (2023). Rancang bangun sistem kendali otomatis untuk optimalisasi konsumsi energi pada bangunan menggunakan Arduino. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 11(2), 78-89.
- Supriyanto, A., Hidayat, R., & Suhardi, D. (2022). Pengembangan prototipe alat ukur kualitas air berbasis Arduino dan sensor array. *Jurnal Elektronika dan Telekomunikasi*, 22(1), 1-10.
- Theotokatos, G., Pesiridis, A., Habib, A., Chryssakis, C., & Giannakopoulou, G. (2020). Parametric investigation of a large marine two-stroke dual fuel engine. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(3), 200. <https://doi.org/10.3390/jmse8030200>