

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Motor induksi tiga fasa merupakan komponen kritis dalam sistem industri modern yang berfungsi sebagai penggerak utama pada berbagai peralatan seperti pompa, kipas, konveyor, dan mesin produksi lainnya (Sartika dkk., 2025). Keandalan operasional motor induksi sangat menentukan kontinuitas proses produksi dan efisiensi energi industri. Namun, dalam penggunaannya, motor induksi rentan mengalami penurunan performa akibat masalah mekanis maupun termal. Berdasarkan studi dari (Halimi, 2023), sekitar 41-44% kerusakan pada motor induksi di industri disebabkan oleh kegagalan pada bantalan (bearing). Kerusakan komponen mekanis semacam ini secara langsung akan memicu peningkatan getaran (vibrasi) dan mengakibatkan kenaikan suhu operasional yang berlebih (overheating), yang berpotensi merusak isolasi belitan motor secara permanen (Naibaho & Megantoro Aryanto, 2023). Kegagalan dalam mendeteksi anomali ini sejak dini seringkali berujung pada downtime (waktu henti) tidak terencana dan pembengkakan biaya operasional industri.

Dalam operasional sehari-hari, setiap mesin yang berputar pasti menghasilkan getaran. Sebelum mesin mengalami kerusakan fatal akibat anomali mekanis tertentu, mesin selalu memberikan indikasi awal berupa peningkatan level getaran dan suhu, sehingga pemantauan kedua parameter ini secara bersamaan menjadi sangat krusial (Widayat dkk., 2025). Selama ini, analisis getaran mesin sering berupaya mengidentifikasi akar penyebab spesifik kerusakan—seperti membedakan antara *unbalance*, *misalignment*, atau kelonggaran mekanik. Namun, mendiagnosis kerusakan spesifik tersebut umumnya membutuhkan analisis spektrum frekuensi yang kompleks dan perangkat analiser yang mahal. Oleh karena itu, langkah yang lebih praktis dan aplikatif bagi operator di lapangan adalah mengevaluasi tingkat keparahan getaran (*vibration severity*) secara keseluruhan guna menilai status kesehatan mesin secara *real-time*. Sebagai acuan penentuan batas aman operasional, dunia industri secara luas mengadopsi standar internasional ISO 10816 (Harindah, 2024). Standar ini memberikan pedoman yang andal untuk

mengevaluasi tingkat keparahan getaran berdasarkan nilai kecepatan getaran secara keseluruhan (*Velocity RMS*), dengan mengklasifikasikan kondisi mesin ke dalam empat zona: Zona A dan B (kondisi normal dan aman), Zona C (Peringatan / *Warning*), dan Zona D (Bahaya / *Danger*).

Dalam penerapannya, otomatisasi sistem pemantauan getaran dan suhu mesin sering kali menggunakan perangkat standar industri seperti *Programmable Logic Controller* (PLC) dan *Human Machine Interface* (HMI) (Halimi, 2023). Sayangnya, solusi ini membutuhkan biaya investasi yang sangat tinggi sehingga sulit dijangkau oleh industri skala kecil dan menengah. Di sisi lain, adopsi teknologi pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT) dan komputasi awan (*Cloud*) menawarkan alternatif yang lebih murah. Namun, sistem *Cloud* memunculkan tantangan baru seperti tingginya konsumsi *bandwidth* akibat transmisi data sensor secara terus-menerus, adanya latensi (jeda) jaringan, serta risiko keamanan privasi data bagi industri (Ooko & Karume, 2024). Selain itu, ketergantungan pada *Cloud* membuat sistem rentan gagal berfungsi jika terjadi gangguan koneksi internet publik.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan implementasi sistem pemeliharaan prediktif (*predictive maintenance*) yang dioptimalkan melalui teknologi *Edge Artificial Intelligence* (Edge AI) menggunakan konsep *Tiny Machine Learning* (TinyML). Teknologi TinyML memungkinkan proses komputasi dan inferensi algoritma kecerdasan buatan dilakukan secara lokal, langsung di dalam unit mikrokontroler bersumber daya terbatas, tanpa perlu mengirimkan aliran data mentah ke *Cloud* (Arciniegas dkk., 2025). Dalam sistem ini, algoritma pembelajaran mesin berbasis *K-Means Clustering* digunakan sebagai metode *unsupervised learning* untuk mengelompokkan kondisi motor tanpa memerlukan data berlabel, sebuah pendekatan yang telah terbukti efektif untuk deteksi anomali pada data deret waktu (*time series*) di lingkungan industri (West dkk., 2023). Model K-Means dilatih menggunakan data historis nilai *Velocity RMS* getaran dan suhu secara simultan untuk membentuk titik pusat kelompok (*centroid*) yang merepresentasikan kondisi normal dan kondisi anomali mesin. Status kesehatan motor kemudian ditentukan berdasarkan jarak Euclidean antara data pengukuran *real-time* terhadap *centroid*

terdekat; apabila jarak tersebut melampaui nilai ambang batas (*threshold*) yang telah ditetapkan, sistem akan mengidentifikasi kondisi tersebut sebagai anomali (Arciniegas dkk., 2025), sesuai dengan batasan standar ISO 10816-3, serta memberikan deteksi dini terhadap kondisi *overheating*.

Sistem yang dirancang dalam penelitian ini beroperasi secara mandiri (*stand-alone*) tanpa ketergantungan pada internet publik, di mana data hasil deteksi anomali kondisi motor cukup dikirimkan ke *dashboard* pemantauan melalui komunikasi jaringan area lokal (LAN). Melalui integrasi sensor *accelerometer*, sensor termokopel, dan kecerdasan buatan tanam (*embedded AI*) pada mikrokontroler ESP32, purwarupa ini diharapkan dapat memberikan solusi peringatan dini yang responsif, hemat biaya, menjamin keamanan privasi data perusahaan, serta memiliki landasan standar pengukuran yang divalidasi oleh industri.

Model K-Means dilatih dan dievaluasi secara *offline* menggunakan bahasa pemrograman Python berdasarkan data historis getaran dan suhu yang telah dikumpulkan dan dinormalisasi. Parameter hasil pelatihan berupa titik *centroid* tiap kluster beserta nilai ambang batas (*threshold*) jarak kemudian ditanamkan (*embedded*) langsung ke dalam firmware mikrokontroler ESP32 sebagai konstanta, sehingga proses inferensi di lapangan hanya melibatkan perhitungan jarak Euclidean tanpa perlu menjalankan ulang iterasi pelatihan pada perangkat (*static inference*). Pendekatan semacam ini konsisten dengan implementasi K-Means berbasis Edge AI pada perangkat IoT untuk deteksi anomali getaran motor yang telah dilaporkan sebelumnya (Arciniegas dkk., 2025), yang memungkinkan inferensi *real-time* secara *on-device* dengan konsumsi daya rendah, latensi minimal, dan keamanan data yang lebih baik. Sistem ini diharapkan dapat memberikan solusi pemeliharaan prediktif yang mandiri, cerdas, dan presisi bagi industri.

1.2 Identifikasi masalah

1. Motor induksi tiga fasa rentan mengalami penurunan performa akibat masalah mekanis (seperti kerusakan *bearing*) dan termal (*overheating*), yang jika gagal dideteksi sejak dini dapat memicu *downtime* tidak terencana dan pembengkakan biaya operasional.

2. Motor induksi tiga fasa rentan mengalami penurunan performa akibat masalah mekanis (seperti kerusakan bearing) dan termal (overheating), yang jika gagal dideteksi sejak dini dapat memicu downtime tidak terencana dan pembengkakan biaya operasional.
3. Mendiagnosis jenis kerusakan mekanis spesifik membutuhkan analisis spektrum Fast Fourier Transform (FFT) yang kompleks dan perangkat analiser mahal, sehingga kurang praktis untuk pemantauan otomatis harian di lapangan.
4. Parameter tingkat keparahan getaran secara keseluruhan (Velocity RMS) yang diatur dalam standar internasional ISO 10816 jauh lebih aplikatif untuk menilai status kesehatan mesin, namun pencocokan batas aman (threshold) standar ini di lapangan seringkali masih dilakukan secara manual.
5. Penggunaan sistem otomasi standar industri seperti PLC (Programmable Logic Controller) dan HMI untuk otomatisasi pemantauan kondisi mesin memiliki biaya investasi yang sangat tinggi, sehingga sulit dijangkau oleh industri skala kecil dan menengah (SME).
6. Sistem pemantauan alternatif berbasis Internet of Things (IoT) dan Cloud Computing sering terkendala oleh tingginya konsumsi bandwidth , latensi jaringan, serta memunculkan risiko keamanan privasi data bagi industri yang menerapkan kebijakan air-gapped system (lingkungan tanpa internet publik).
7. Belum optimalnya implementasi sistem pemeliharaan prediktif mandiri (*stand-alone*) berbiaya rendah yang mengintegrasikan nilai kecepatan getaran dan suhu secara bersamaan menggunakan pemrosesan Edge AI (algoritma K-Means Clustering) untuk deteksi anomali dan peringatan dini secara *real-time*. Parameter tingkat keparahan getaran secara keseluruhan (Velocity RMS) yang diatur dalam standar internasional ISO 10816 jauh lebih aplikatif untuk menilai status kesehatan mesin, namun pencocokan batas aman (*threshold*) standar ini di lapangan seringkali masih dilakukan secara manual.

8. Penggunaan sistem otomasi standar industri seperti PLC (*Programmable Logic Controller*) dan HMI untuk otomatisasi pemantauan kondisi mesin memiliki biaya investasi yang sangat tinggi, sehingga sulit dijangkau oleh industri skala kecil dan menengah (SME).
9. Sistem pemantauan alternatif berbasis *Internet of Things* (IoT) dan *Cloud Computing* sering terkendala oleh tingginya konsumsi *bandwidth* , latensi jaringan, serta memunculkan risiko keamanan privasi data bagi industri yang menerapkan kebijakan *air-gapped system* (lingkungan tanpa internet publik).

Belum optimalnya implementasi sistem pemeliharaan prediktif mandiri (*stand-alone*) berbiaya rendah yang mengintegrasikan nilai kecepatan getaran dan suhu secara bersamaan menggunakan pemrosesan *Edge AI* (algoritma *K-Means Clustering*) untuk deteksi anomali dan peringatan dini secara *real-time*.

1.3 Batasan Masalah

1. Fokus Klasifikasi: Sistem yang dikembangkan difokuskan untuk mengklasifikasikan status tingkat keparahan getaran (*vibration severity*) menjadi beberapa zona (contoh: *Normal*, *Warning*, *Danger*) berdasarkan acuan standar ISO 10816, serta memantau ambang batas suhu operasional motor. Sistem tidak dirancang untuk mendiagnosis atau menentukan jenis kerusakan mekanis spesifik (seperti *unbalance*, *misalignment* , atau cacat *bearing*).
2. Parameter Input: Parameter getaran yang diukur dan dijadikan sebagai data masukan (*input*) untuk model kecerdasan buatan dibatasi pada nilai kecepatan getaran secara keseluruhan (*Velocity RMS* dalam satuan mm/s), dan tidak menggunakan analisis spektrum frekuensi kompleks (*Fast Fourier Transform* / FFT).
3. Metode *Machine Learning* : Model pembelajaran mesin yang digunakan dibatasi pada algoritma *K-Means Clustering* sebagai metode *unsupervised learning* , di mana proses pelatihan (*training*) dan evaluasi model dilakukan secara *offline* , sementara hanya parameter hasil pelatihan (*centroid* , mean,

standar deviasi, dan *threshold*) yang ditanamkan ke firmware untuk proses inferensi langsung pada perangkat (*on-device inference*) menggunakan pendekatan *Tiny Machine Learning* (TinyML) pada mikrokontroler ESP32.

4. Kondisi Data Latih (*Training Data*): Mengingat pengujian tidak diperkenankan merusak motor induksi secara permanen, data latih untuk model K-Means diperoleh dari kondisi motor uji yang sesungguhnya (bukan data sintesis atau data buatan/dummy). Kondisi anomali diperoleh dengan mengkondisikan motor secara terkontrol sehingga menghasilkan getaran dan suhu yang menyimpang dari kondisi normal, dengan nilai yang disesuaikan pada rentang batas nilai (*threshold*) pada tabel standar ISO 10816 dan spesifikasi batas termal motor.
5. Jumlah Kluster (*K*): Sebagai konsekuensi dari poin sebelumnya, dataset yang tersedia hanya mencakup dua kategori kondisi motor yang dapat dipertanggungjawabkan secara eksperimental, yaitu kondisi normal dan kondisi anomali (getaran/suhu tinggi yang dikondisikan secara terkontrol), tanpa mencakup data dari kerusakan mekanis riil dan bertahap (seperti *bearing fault* atau *unbalance* aktual). Oleh karena itu, model *K-Means* pada penelitian ini dibatasi menggunakan jumlah kluster $K=2$ yang merepresentasikan kedua kondisi tersebut, dan tidak mencakup segmentasi tingkat keparahan anomali secara lebih granular.

1.4 Rumusan Masalah

1. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan algoritma *K-Means Clustering* berbasis *Edge AI* (TinyML) pada mikrokontroler untuk mendeteksi anomali?
2. Bagaimana pengaruh integrasi parameter temperatur dengan nilai kecepatan getaran secara keseluruhan (*Velocity RMS*) terhadap kemampuan sistem dalam memberikan peringatan dini kondisi operasional motor?
3. Bagaimana kinerja sistem dalam melakukan monitoring dan deteksi anomali getaran dan temperatur motor 3 *phase* secara *real-time* menggunakan metode *K-Means Clustering* berbasis *Edge AI*?

1.5 Tujuan Penelitian

1. Merancang dan mengimplementasikan algoritma *K-Means Clustering* berbasis *Edge AI* (TinyML) pada mikrokontroler untuk mendeteksi anomali dan mengelompokkan tingkat keparahan getaran motor induksi ke dalam zona kondisi (*Normal*, *Warning*, *Danger*) mengacu pada batasan standar ISO 10816.
2. Menganalisis efektivitas integrasi parameter temperatur dengan nilai kecepatan getaran secara keseluruhan (*Velocity RMS*) terhadap kemampuan sistem dalam memberikan peringatan dini (*early warning*) terkait status kesehatan operasional motor.
3. Menguji dan mengevaluasi kinerja purwarupa sistem pemantauan mandiri (*stand-alone*) terutama dalam hal tingkat akurasi inferensi model saat beroperasi secara *real-time* menggunakan transmisi jaringan lokal (LAN) tanpa ketergantungan pada infrastruktur *Cloud* eksternal.

1.6 Manfaat Penelitian

1. Bagi industri, penelitian ini memberikan solusi sistem monitoring cerdas yang aman dan reliabel, khususnya untuk: Industri dengan kebijakan keamanan data ketat (*air-gapped system*) yang tidak mengizinkan data mesin dikirim ke *Cloud*. Area pabrik yang memiliki keterbatasan sinyal internet (*blank spot*), karena sistem tetap dapat dipantau melalui jaringan lokal (LAN).
2. Bagi akademisi, penelitian ini memperluas penerapan TinyML dalam bidang pemantauan mesin berbasis sensor fisis.
3. Bagi pengembang sistem, hasil ini dapat dijadikan referensi untuk pengembangan sistem prediksi kerusakan dengan parameter tambahan lain seperti arus atau suara.