

Pengembangan *Machine Learning Framework* Pada
Vibration Analyzer di *Rotating Machinery* Berbasis
Internet of Things

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada industri permesinan yang mengandalkan *rotaring machinery*, sangat membutuhkan optimalisasi, khususnya dalam menyeimbangkan, mensinkronkan, meminimalkan noise getaran/vibrasi. *Rotary Machine* memiliki peran penting untuk mencapai berbagai tujuan dalam industri. Integrasi mekanik, digital dan komputer sistem terus berkembang di industri modern. Di turbo mesin, rotor mengalami lecet dan kelelahan karena penggunaannya yang terus-menerus, sehingga menghambat pengoperasiannya seiring waktu. Meskipun memiliki struktur yang kokoh, segala ketidaksempurnaan, minimal, kompromikan kinerjanya. Namun, rotor mesin jenis ini bergerak dengan kecepatan tinggi, membutuhkan penggunaan sensor elektronik untuk mengekstraksi informasi yang akurat. Mesin-mesin ini adalah tulang punggung produksi mekanis dan otonom yang menyediakan semua produk dengan cepat dan mudah dijangkau (Das Oguzhan *et al.*, 2023).

Konsep *Machine Learning* (ML) adalah cabang penting dari kecerdasan buatan yang membantu memecahkan berbagai masalah di berbagai disiplin ilmu termasuk teknik, kesehatan, keuangan, pendidikan, dan militer yang memerlukan optimasi, prediksi, dan penilaian. Teknik *Machine Learning* dapat dikategorikan ke dalam pembelajaran yang diawasi, tidak diawasi, semi-diawasi, dan penguatan. Secara umum, pembelajaran yang diawasi membahas prosedur regresi dan klasifikasi, sedangkan pembelajaran tanpa pengawasan biasanya digunakan dalam masalah asosiasi dan cluster. Berbagai teknik *Machine Learning* dipraktikkan untuk berbagai jenis masalah. Algoritma yang paling umum digunakan adalah algoritma *Deep Neural Networks* (DNN), *Artificial Neural Networks* (ANN), *AdaBoost* (AB), *Random Forest* (RF), *Support Vector Machines* (SVM), *K Nearest Neighbors* (KNN), and *Decision Trees* (DT).

Industrial Internet of Things (IIoT) merupakan pendekatan yang relatif

baru untuk industri yang sudah ada dan industri yang cukup baru, hal ini membuka cakrawala terhadap berbagai peluang dalam membantu industri agar beroperasi lebih efektif dan menjamin keselamatan, sekaligus meningkatkan persentase efisiensi dan memotong sejumlah besar biaya. Dunia usaha diperkirakan akan mengeluarkan sekitar 80 persen dari investasi awal mereka di bidang teknologi dan diperkirakan jumlah ini akan tumbuh mendekati nilai USD 4 triliun di pasar spesifik teknologi pada tahun 2025 (Nasscom, 2018). Dengan demikian, bantuan konektivitas seluruh perangkat ke dalam satu jaringan memberikan kemampuan bagi manusia untuk mengakses teknologi dengan sangat efektif dan efisien. Oleh karena itu, IIoT akan merevolusi cara produksi dan distribusi di industri dengan cara yang sangat produktif, sekaligus menawarkan keselamatan (Kumar, AS dan Iyer, E, 2019)

Mesin putar pada konfigurasi umum terdiri dari tiga bagian utama, bantalan gelinding atau jurnal (antifriction atau fluid bearing), rotor, dan pondasi. Karena mesin rotari umumnya bekerja di tempat yang keras lingkungan operasi, ini membuat mereka lebih banyak terkena berbagai jenis kesalahan dan peningkatan kesulitan diagnosis kesalahan. Kegagalan di *Rotary Machine* menyebabkan penurunan produktivitas, masalah ekonomi, keselamatan, dan lingkungan lainnya (O. Abdeljaber *et al.*, 2017). Malfungsi pada mesin yang berputar dapat menyebabkan kerusakan pada komponen penting mesin, seperti bantalan, atau bahkan menyebabkan kegagalan mesin, yang berdampak pada keselamatan dan ekonomi (Perez, 2022). Oleh karena itu, deteksi dini dan diagnosis kesalahan rotor dan bantalan yang andal pada tahap awal menjadi penting dalam industri untuk meningkatkan keandalan alat berat dan efektivitas biaya perawatan. Baru-baru ini, perusahaan manufaktur telah melakukan upaya besar untuk menerapkan program pemeliharaan mesin yang efektif yang dapat mendeteksi dan mendiagnosis kesalahan rotor dan bantalan pada tahap awal (Liu, R *et al.*, 2018). Lebih banyak upaya dilakukan untuk mendeteksi dan memantau berbagai kesalahan yang terjadi pada mesin rotari berdasarkan metode pemantauan kondisi yang berbeda. Berorientasi pada kemandirian variasional mode metode dekomposisi diusulkan melalui analisis korelasi untuk secara

adaptif mendapatkan fitur kesalahan lemah dan majemuk dari bantalan set roda (Z. Li, J. Chen *et al.*, 2017). Resonansi stokastik pertama kali diselidiki dalam sistem multi-stabil dengan menghitung amplifikasi spektral keluarannya, menganalisis respons frekuensi keluarannya secara numerik, menguji pengaruh faktor penskalaan ulang dan redaman pada respons keluaran, dan akhirnya menyajikan metode untuk memulai diagnosis kesalahan bantalan berdasarkan teredam. resonansi stokastik dengan pencocokan kondisi stabil (Y. Lei, Z *et al.*, 2017).

Respon getaran mesin yang berputar sensitif terhadap perubahan parameter struktural. Selain itu, perilaku getaran akibat cacat rotor bervariasi tergantung pada sifat gangguannya. Oleh karena itu, menganalisis sinyal getaran dapat mengungkap kesalahan apa pun pada mesin yang berputar. Oleh karena itu, pemantauan kondisi berbasis getaran (VCM) bermanfaat dalam mendeteksi kesalahan terkait rotor dan bantalan. Umumnya VCM dilakukan dengan memasang beberapa sensor getaran pada masing-masing lokasi bearing pada mesin yang dipantau. Selama bertahun-tahun, teknik VCM telah berhasil digunakan untuk mendeteksi dan mendiagnosis kesalahan rotor dan bantalan. Ringkasan penelitian terbaru dalam diagnosis dan prognosis mesin, serta kemungkinan tren masa depan, telah disediakan oleh Jardine *et al.* Tama dkk. dan Kumar dkk. baru-baru ini memberikan gambaran umum tentang VCM dan menyajikan tinjauan literatur mengenai penelitian terbaru di bidang ini. Selain itu, mereka telah membangun rig eksperimental untuk mensimulasikan beberapa kesalahan rotor, yaitu ketidakseimbangan rotor dan ketidaksejajaran poros. Tinjauan menyeluruh baru-baru ini mengenai pemantauan kondisi berbasis getaran pada *Rotary Machine* disajikan oleh Tiboni dkk. Yunusa-Kaltungo telah memberikan tinjauan literatur yang komprehensif tentang VCM pada *Rotary Machine*.

Saat ini banyak peneliti yang mengusulkan VCM yang menggunakan teknik kecerdasan buatan (AI) dalam proses identifikasi kesalahan rotor, seperti metode logika fuzzy dan jaringan saraf tiruan (ANN). ANN telah menunjukkan, dalam banyak penelitian dalam beberapa hari terakhir, keefektifannya dalam

mengidentifikasi berbagai kesalahan *Rotary Machine* secara akurat. Selain itu, metode kecerdasan buatan dapat membantu mempercepat pengambilan keputusan dengan mengurangi keterlibatan manusia.

Mubaraali dkk. telah memperkenalkan metode sistem diagnostik cerdas yang menggunakan jaringan saraf fuzzy menggunakan parameter gejala diagnostik bantalan khusus (SSP) dalam domain waktu dan frekuensi untuk secara tepat dan otomatis menentukan jenis kesalahan bantalan kecepatan rendah. Khoualdia dkk. telah mampu mendiagnosis kesalahan pada motor induksi dalam kondisi operasi yang berbeda menggunakan jaringan saraf tiruan (JST) multi-layer perceptron (MLP) dengan algoritma pembelajaran Levenberg – Marquardt. Kesalahan yang termasuk dalam studi mereka adalah patahnya batang rotor, kesalahan bantalan, dan ketidaksejajaran.

Sepulveda dan Sinha telah mengembangkan model diagnosis kesalahan mesin yang dapat diterapkan secara membabi buta pada mesin serupa dengan akurasi prediksi yang tinggi. Mereka telah mengidentifikasi kondisi sehat dan rusak dari rig eksperimental yang beroperasi pada berbagai kecepatan menggunakan model pembelajaran mesin berbasis getaran cerdas (SVML). Mei dkk. mencapai analisis mendalam dan pemrosesan data skala besar sambil memilih beberapa kombinasi fitur yang secara efektif mengkarakterisasi informasi keadaan. Penelitian mereka mengusulkan metode CM mesin dan peralatan yang menggabungkan pemilihan fitur berbasis tingkat kontribusi relatif (RDoC) dan jaringan sisa dalam (DRN). Mereka mengusulkan strategi pemilihan kombinasi fitur yang optimal dengan kepadatan informasi karakterisasi yang tinggi untuk memenuhi tantangan sejumlah besar sensor dengan tingkat pengambilan sampel yang tidak cocok. Espinoza-Sepulveda dan Sinha telah menyajikan model ML berbasis getaran (VML) dengan jaringan multi-layered perceptron (MLP), empat lapisan tersembunyi, dan masing-masing lapisan dengan jumlah variabel neuron non-linier. Metode yang mereka usulkan menggunakan pengukuran getaran dari rig berskala laboratorium dan menggunakan model pembelajaran mesin (ML) berbasis kecerdasan buatan (AI). Penelitian ini terutama berfokus pada pengoptimalan parameter berbasis getaran untuk mengidentifikasi kesalahan rotor

tanpa menyertakan komponen *Rotary Machine* lainnya dan menggunakan model jaringan saraf tiruan (ANN) untuk klasifikasi. Namun, ada kebutuhan untuk menyelidiki efektivitas parameter ini dalam mengidentifikasi kesalahan rotor dan bantalan. Penelitian ini merupakan perluasan dari penelitian sebelumnya. Model ANN dan parameter getaran yang digunakan dalam model VML sebelumnya untuk deteksi kesalahan rotor digunakan lagi dalam penelitian ini untuk membakukan metode yang diusulkan sebelumnya. Namun parameter getaran baik dalam domain waktu maupun frekuensi direvisi lebih lanjut dengan memperluas pita frekuensi sehingga parameter yang direvisi dapat menutupi cacat bantalan anti gesekan.

Berdasarkan data, fakta, dan pengalaman mitra di lapang, permasalahan khusus yang akan dicarikan solusinya adalah bahwa pengukuran rotating machinery oleh alat ukur yang ada sangat terkendala dengan adanya fenomena analisis dilakukan secara manual yang meliputi keterbatasan sdm, analisisnya tidak bisa dilakukan secara cepat, serta gangguan vibrasi pada *rotating*. Hal ini akan menimbulkan resiko yang signifikan bagi setiap pemakaian rotatating machinery. Disimpulkan bahwa deteksi kesalahan dini adalah diperlukan untuk menjaga biaya di industri menjaga masa pakai mesin dan suku cadang. Karena itu, sistem pemeliharaan tingkat lanjut berpindah ke sistem lain bentuk penanganan pemeliharaan yang disebut prediktif pemeliharaan. Jadi, itu berdasarkan kondisi pemantauan untuk meningkatkan tingkat produktivitas, kualitas produksi, dan efisiensi manufaktur tanaman. Konsep utama pemeliharaan prediktif adalah untuk mencapai deteksi dini potensi kegagalan. Dengan memanfaatkan algoritma *Machine Learning* yang dilatih menggunakan dataset vibrasi yang komprehensif, aplikasi ini dapat mendeteksi anomali pada mesin rotasi secara dini dan memberikan rekomendasi tindakan perawatan yang tepat.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dijelaskan. Berikut ini adalah tujuan dari penelitian diantaranya

1. Meningkatkan kemampuan *Vibration Analyzer* dalam mendiagnosis, memprediksi, dan memantau kondisi Rotary Machine secara real-time.
2. Mengembangkan model *Machine Learning* yang akurat untuk memprediksi tingkat ketidakseimbangan.
3. Mendesain arsitektur sistem cerdas yang dapat mengintegrasikan data getaran dari sensor IoT, algoritma *Machine Learning*, dan fungsi analisis data lainnya dalam sebuah platform yang terpadu.

BAB III

METODOLOGI

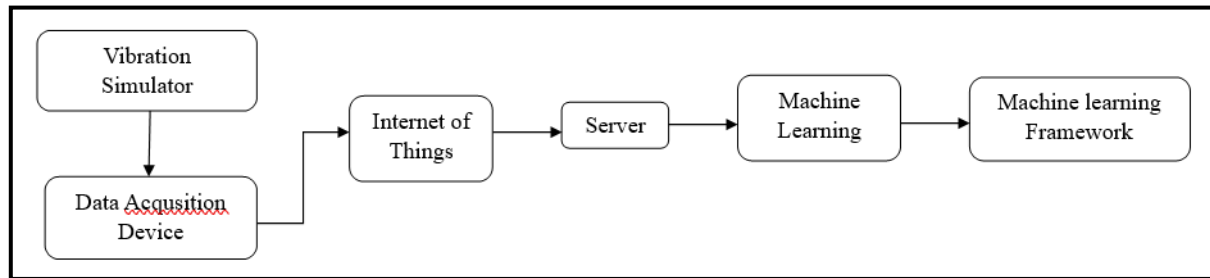
3.1 Motivasi

Penelitian ini mendorong penggunaan teknologi Internet of Things (IoT) dan *Machine Learning* (ML) untuk meningkatkan pemantauan dan prediksi kondisi *Rotary Machine* melalui analisis data getaran. Dengan mengintegrasikan sensor IoT untuk pengumpulan data getaran secara real-time dan mengaplikasikan teknik preprocessing serta model ML, tujuan utamanya adalah untuk secara efektif mendeteksi ketidakseimbangan dan potensi kerusakan pada mesin sebelum mencapai tingkat yang dapat mengganggu operasional. Langkah-langkah ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan keandalan mesin, mengoptimalkan strategi pemeliharaan, dan mengurangi biaya operasional dalam lingkungan industri.

Ketidakseimbangan pada machine rotary dapat menyebabkan berbagai masalah, seperti getaran berlebihan, keausan komponen yang cepat, dan penurunan performa mesin. Hal ini dapat mengakibatkan downtime yang mahal dan bahkan kerusakan permanen pada mesin. Oleh karena itu, penting untuk menerapkan metode yang efektif untuk mendeteksi dan menyeimbangkan machine rotary.

3.2 Framework Riset

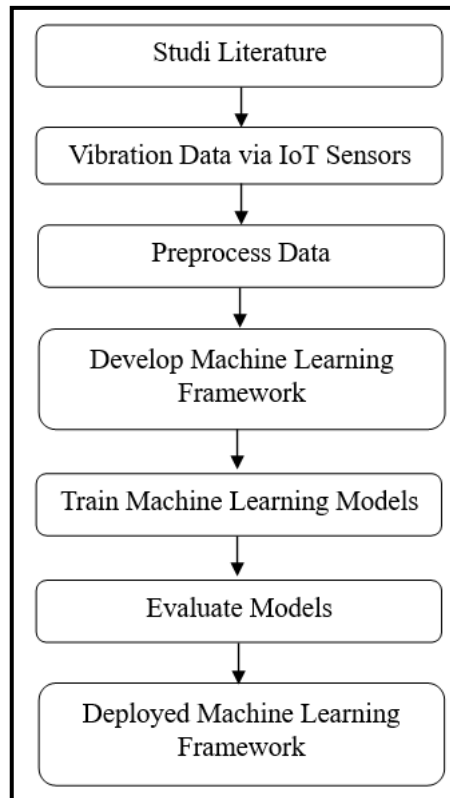
Penelitian ini bertujuan mengintegrasikan teknologi Internet of Things (IoT) dengan *Machine Learning* (ML) untuk meningkatkan analisis getaran pada Rotary Machine, khususnya dalam deteksi ketidakseimbangan. Berikut ini adalah Gambar 3.1 Gambaran Umum Penelitian.



Gambar 3.1 Gambaran Umum Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1 Gambaran Umum Penelitian, Penelitian ini dimulai dengan tahap pengembangan simulator getaran yang bertujuan untuk mereplikasi kondisi operasional *Rotary Machine* secara realistis dalam lingkungan kontrol. Simulator ini dirancang untuk menghasilkan data getaran yang representatif yang nantinya akan digunakan sebagai dataset dalam penelitian. Setelah itu, data getaran akan diakuisisi menggunakan perangkat akuisisi data yang terhubung langsung dengan sensor-sensor getaran pada mesin. Data ini kemudian dikirimkan melalui jaringan Internet of Things (IoT) ke server pusat untuk diproses lebih lanjut. Pada tahap ini, data akan diproses menggunakan teknik-teknik *Machine Learning*, seperti regresi dan klasifikasi, untuk menganalisis pola getaran dan mendeteksi ketidakseimbangan pada *Rotary Machine*. Hasil analisis ini akan membentuk dasar pengembangan *Machine Learning* framework yang dapat memberikan prediksi tingkat ketidakseimbangan, mengidentifikasi faktor penyebab, serta mengoptimalkan strategi pemeliharaan mesin secara efektif. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan teknologi simulasi, IoT, dan *Machine Learning* dalam upaya meningkatkan pemantauan dan pemeliharaan *Rotary Machine* dalam berbagai aplikasi industri.

Pada tahapan penelitian ini, akan diuraikan langkah-langkah implementasi yang meliputi pengembangan sistem pemantauan menggunakan teknologi Internet of Things (IoT) dan penerapan *Machine Learning* untuk analisis data getaran pada *Rotary Machine*. Flowchart yang disajikan akan menggambarkan secara visual bagaimana data getaran diakuisisi, diproses, dan digunakan untuk memprediksi serta menganalisis kondisi mesin. Berikut ini Gambar 3.2 Tahapan Penelitian .



Gambar 3.2 Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.2 Tahapan Penelitian terdapat tahap pertama yaitu studi literatur yang berasal dari artikel ilmiah dan buku yang berkaitan tentang *Machine Learning* dan penggunaan Internet of Things pada *Rotary Machine*. Tahap berikutnya yaitu langkah mengumpulkan data getaran dari *Rotary Machine* menggunakan sensor Internet of Things (IoT) dimulai dengan pemasangan sensor getaran pada mesin yang akan dipantau. Sensor ini dirancang untuk mengukur perubahan getaran yang terjadi pada berbagai frekuensi dan amplitudo selama operasi normal mesin. Data getaran yang terkumpul kemudian dikirimkan secara langsung melalui jaringan IoT, memanfaatkan koneksi nirkabel atau protokol komunikasi lainnya, ke server atau platform cloud untuk pengolahan lebih lanjut. Proses ini memungkinkan analisis data secara real-time serta penyimpanan yang terpusat, memfasilitasi pemantauan kondisi mesin yang efisien dan responsif terhadap perubahan yang terjadi. Tahap selanjutnya yaitu process data, dimana data getaran yang telah dikumpulkan dari sensor IoT dipersiapkan untuk analisis lebih lanjut dengan melakukan serangkaian transformasi dan pemrosesan.

Langkah ini mencakup penghapusan noise atau gangguan dari data untuk meningkatkan kualitas sinyal, normalisasi data untuk memastikan skala yang konsisten, serta ekstraksi fitur-fitur yang relevan dari data getaran seperti frekuensi dominan, RMS (Root Mean Square), atau karakteristik lain yang dapat memberikan wawasan tentang kondisi mesin. Proses preprocessing ini krusial untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pelatihan model *Machine Learning* tidak tercemar oleh faktor-faktor eksternal yang tidak relevan, sehingga hasil analisis dan prediksi yang dihasilkan lebih akurat dan dapat diandalkan. Langkah Develop ML Framework dalam penelitian ini melibatkan pemilihan dan pengembangan model *Machine Learning* yang optimal untuk menganalisis data getaran dari *Rotary Machine*. Setelah data melalui tahap preprocessing untuk memastikan kebersihan dan kualitasnya, langkah berikutnya adalah memilih model yang sesuai seperti regresi untuk memprediksi nilai numerik seperti tingkat ketidakseimbangan, atau klasifikasi untuk mengidentifikasi kondisi mesin berdasarkan pola getaran tertentu. Selanjutnya, model tersebut disetel hyperparameternya untuk meningkatkan performa, dan kemudian divalidasi menggunakan teknik cross-validation untuk memastikan kehandalannya dalam memprediksi kondisi mesin secara akurat. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan framework *Machine Learning* yang dapat mendukung pemantauan dan pengambilan keputusan yang lebih efisien dalam pemeliharaan mesin, dengan potensi untuk meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi downtime yang tidak terencana dalam berbagai industri.

Tahapan Train ML Models merupakan proses di mana model *Machine Learning* diberi latihan menggunakan data getaran yang telah diproses sebelumnya. Melalui proses ini, model belajar untuk mengenali pola-pola dalam data yang mengindikasikan kondisi mesin, seperti ketidakseimbangan atau keausan. Dengan menggunakan teknik-teknik seperti regresi atau klasifikasi, model dilatih untuk memberikan prediksi yang akurat berdasarkan data yang diberikan. Evaluasi terus-menerus terhadap performa model dilakukan untuk memastikan kehandalan dan kemampuan generalisasi terhadap data baru. Hasil dari tahapan ini penting untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih

efisien dalam pemeliharaan *Rotary Machine*, dengan tujuan meningkatkan produktivitas dan mengurangi risiko kegagalan mesin dalam berbagai industri.

Tahapan Evaluate dalam pengembangan framework *Machine Learning* melibatkan evaluasi mendalam terhadap performa model yang telah dilatih. Setelah melalui proses pelatihan menggunakan data getaran yang diproses, model dievaluasi menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengukur seberapa baik model mampu memprediksi atau mengklasifikasikan kondisi *Rotary Machine*. Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model ML dapat memberikan hasil yang dapat diandalkan dan konsisten dalam mengidentifikasi masalah potensial pada mesin.

Setelah model ML dievaluasi dan dipastikan memiliki kinerja yang memadai, langkah selanjutnya adalah mendeploy framework ML ke dalam lingkungan produksi. Proses deployment ini melibatkan integrasi model dengan sistem IoT yang sudah ada, sehingga model dapat digunakan secara real-time untuk pemantauan kondisi mesin secara kontinu. Dengan demikian, tahapan evaluate dan deploy *Machine Learning* framework models merupakan langkah krusial dalam mengimplementasikan solusi yang dapat meningkatkan efisiensi operasional dan meminimalkan risiko kegagalan mesin dalam industri yang bergantung pada performa *Rotary Machine*.

3.3 Pendekatan

Pendekatan *Machine Learning* untuk analisis getaran dapat dikategorikan menjadi beberapa tugas utama, seperti klasifikasi kerusakan, prediksi kerusakan, deteksi anomali, dan pemeliharaan prediktif. Algoritma yang cocok untuk setiap tugas berbeda-beda, tergantung pada karakteristik data getaran, kompleksitas masalah, dan tujuan analisis. Analisis getaran merupakan teknik penting untuk memantau kondisi dan mendeteksi kerusakan pada mesin. Dalam beberapa tahun terakhir, *Machine Learning* telah menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan kemampuan analisis getaran, menawarkan solusi inovatif untuk berbagai tantangan dalam industri manufaktur, energi, dan lainnya.

Pendekatan *Machine Learning* untuk analisis getaran dapat dikategorikan

menjadi dua metode utama yaitu regresi dan klasifikasi. Metode regresi digunakan untuk memprediksi nilai numerik, seperti tingkat keparahan kerusakan atau waktu tersisa sebelum kegagalan mesin. Metode klasifikasi digunakan untuk mengkategorikan data getaran ke dalam kelas-kelas yang berbeda, seperti normal, aus, atau rusak.