

Implementasi Diagram Kendali Shewhart untuk Pemeliharaan Prediktif Berbasis PLC dan IoT

Mastang¹, Muhammad Ali Pahmi²

¹²Universitas Muhammadiyah Cileungsi

mastang.tm@gmail.com¹, ali.pahmi@sttmcileungsi.ac.id²

ABSTRACT

Predictive maintenance is a condition-based maintenance strategy that utilizes machine data to detect potential failures at an early stage before major breakdowns occur. This system integrates automation technology (PLC), the Industrial Internet, and statistical data analysis. This study discusses the application of the Shewhart control chart for automatic monitoring of servo motor torque and pneumatic cylinder cycle time. Torque and cycle time data are read by the PLC and transmitted to a server via Node-RED. On the server, the mean and standard deviation of these parameters are calculated, and the Upper Control Limit (UCL) and Lower Control Limit (LCL) are determined using a 3σ threshold. Data points falling outside the UCL/LCL are identified as process anomalies. In a case study involving several machines equipped with multiple servo motors and pneumatic cylinders, the system successfully detected servo motor torque anomalies before significant damage occurred. The analysis results indicate that with this methodology, the production process can run smoothly, since machine failures can be detected earlier, allowing preventive actions to be properly scheduled outside production hours.

Keywords: Predictive Maintenance, Shewhart Control Chart, Servo Motor Torque Monitoring, PLC and IoT Integration, Anomaly Detection in Production Systems

ABSTRAK

Pemeliharaan prediktif (*predictive maintenance*) adalah strategi pemeliharaan berbasis kondisi yang memanfaatkan data mesin untuk mendeteksi dini kerusakan sebelum terjadi kegagalan yang berdampak besar. Sistem ini menggabungkan teknologi otomasi (PLC), Internet Industri, dan analisis data statistik. Penelitian ini membahas penggunaan diagram kendali Shewhart untuk pemantauan otomatis torsi motor servo dan waktu siklus (*cycle time*) silinder pneumatik. Data torsi dan waktu siklus dibaca oleh PLC dan dikirim ke server via Node-RED. Di server, nilai rata-rata dan simpangan baku parameter tersebut dihitung, lalu ditentukan Batas Kendali Atas (UCL) dan Bawah (LCL) dengan ambang 3σ . Titik data yang berada di luar UCL/LCL diidentifikasi sebagai anomali proses. Pada studi kasus beberapa mesin yang menggunakan banyak motor servo dan silinder pneumatik, sistem ini berhasil mendeteksi anomali torsi motor sebelum terjadi kerusakan signifikan. Analisis hasil menunjukkan bahwa dengan metodologi ini proses produksi bisa berjalan lancar karena segala kerusakan mesin dapat terdeteksi lebih awal, sehingga tindakan pencegahan dapat direncanakan dengan baik di luar jadwal produksi.

Kata kunci: Pemeliharaan Prediktif, Diagram Kendali Shewhart, Pemantauan Torsi Motor Servo, Integrasi PLC dan IoT, Deteksi Anomali pada Sistem Produksi

PENDAHULUAN

Keandalan mesin industri sangat dipengaruhi oleh strategi pemeliharaan yang diterapkan (Wardana & Abdulrahim, 2024). Pemeliharaan reaktif hanya dilakukan setelah kerusakan terjadi, sedangkan pemeliharaan preventif dilakukan secara berkala berdasarkan waktu atau beban, tanpa memperhitungkan kondisi atau performa mesin (Harindah, 2024). Kedua pendekatan ini masih meninggalkan risiko *downtime* yang tinggi. Sebaliknya, pemeliharaan prediktif (*predictive maintenance*) beroperasi berdasarkan kondisi performa mesin. Performa mesin dipantau menggunakan instrumen pengukuran untuk mendeteksi gejala awal kerusakan seperti getaran, suhu, atau torsi. Pemeliharaan prediktif dapat mengurangi waktu henti (*downtime*) dan biaya operasional dengan mendeteksi sinyal abnormal sebelum kegagalan terjadi (Fakhrizi & Mulyadi, 2024).

Era Industri 4.0 dan Internet Industri (IIoT) memberikan peluang baru dalam pemeliharaan prediktif (Wibowo, 2025). PLC (Programmable Logic Controller) merupakan elemen kunci dalam proses otomasi di pabrik. Dalam implementasi modern, PLC sudah dilengkapi konektivitas jaringan untuk mengirim data sensor secara *real-time* ke sistem manajemen maupun ke departemen pemeliharaan untuk proses analisis (Herdiana et al., 2023). Hal ini kemudian berkembang menjadi teknologi *cloud* dan IoT yang membuka potensi penghematan besar dalam pemeliharaan peralatan manufaktur karena data komponen dan proses dapat digunakan untuk menilai kondisi sistem secara akurat (Pranata & Ichsan, 2024). Sistem ini pun bersifat umum dan dapat diterapkan pada industri apa saja yang menggunakan aktuator pneumatik, motor maupun pemanas.

Diagram kendali Shewhart adalah alat statistik yang umum digunakan untuk pengendalian kualitas proses (*Statistical Process Control*) (Sasmitha et al., 2025). Pada diagram ini digambarkan garis batas kendali atas (UCL) dan bawah (LCL) di sekitar nilai rata-rata proses. Apabila titik data berada di dalam rentang UCL–LCL, maka proses dianggap terkendali. Sebaliknya, apabila titik data melewati UCL atau LCL, ini menandakan adanya penyimpangan khusus (*special cause*) yang memerlukan tindakan. Batas kendali ini umumnya ditetapkan dengan aturan 3σ , yaitu rata-rata ditambah atau dikurangi tiga kali simpangan baku proses. Pendekatan Shewhart telah terbukti efektif untuk mendeteksi anomali univariat dalam proses produksi.

Dalam konteks tersebut, deteksi dini anomali torsi motor servo dan silinder pneumatik di mesin-mesin manufaktur menjadi penting karena kerusakan komponen ini sering terjadi mendadak tanpa ada gejala visual yang bisa dilihat oleh mata. Silinder pneumatik dapat mengalami kegagalan secara mendadak tanpa peringatan, memaksa proses produksi berhenti sehingga menimbulkan kerugian besar bagi perusahaan. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem pemantauan otomatis berbasis kontrol Shewhart, PLC, dan Node-RED untuk memberikan peringatan dini atas keabnormalan tersebut.

TINJAUAN LITERATUR

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pemeliharaan prediktif semakin menjadi fokus penting dalam perawatan mesin-mesin manufaktur (Novita & Zahra, 2024). Pergeseran strategi dari preventif ke prediktif merupakan tantangan yang berat karena memerlukan investasi awal yang tinggi namun menguntungkan di masa depan. Penerapan IoT (Internet of Things) dan big data merevolusi pemeliharaan mesin (Amanda et al., 2024). Dengan mengumpulkan data operasional mesin dalam jumlah besar dan menganalisisnya menggunakan model AI berbasis *cloud*, kendala pemeliharaan tradisional dapat diatasi. Sebagai contoh, data dari komponen dan proses pada aktuator pneumatik dapat dimanfaatkan untuk memprediksi kondisi peralatan secara akurat. Pendekatan ini memungkinkan pemeliharaan prediktif yang efisien, berpotensi menghasilkan penghematan biaya yang signifikan.

Diagram kendali Shewhart merupakan salah satu teknik SPC yang paling fundamental. Diagram kendali ini cocok untuk proses produksi yang stabil dan berulang, karena mampu mengidentifikasi deviasi acak sekaligus menandakan bila terjadi nilai yang keluar dari batas kualitas (Maulana et al., 2025). Prinsip dasar Shewhart adalah memantau nilai variabel proses secara terus menerus, dengan garis kendali atas/bawah umumnya diambil sebagai nilai rata-rata $\pm 3\sigma$. Jika titik data melewati batas tersebut, maka dianggap terjadi penyimpangan khusus (*special cause variation*). Penelitian lain juga membandingkan Shewhart dengan chart lain (EWMA, CUSUM, GLRT) dan menemukan bahwa Shewhart termasuk metode deteksi kegagalan univariat yang efektif, terutama untuk fault kecil (Wijayanti et al., 2020).

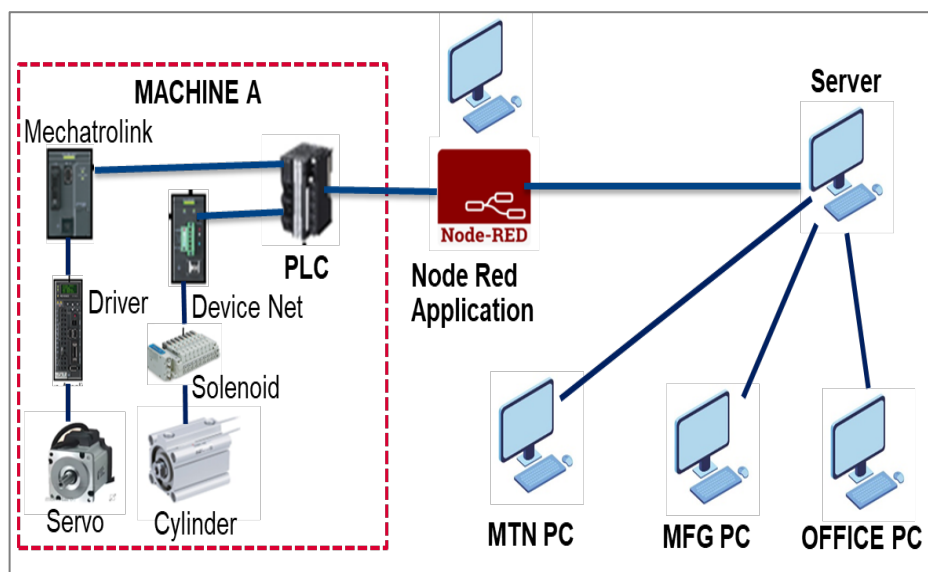
Di sisi teknologi, PLC dan platform IoT menjadi infrastruktur penting. PLC adalah komputer industri kecil yang dikonfigurasi untuk mengendalikan tugas berulang di proses manufaktur (Erivianto & Dani, 2024). PLC modern bahkan terintegrasi dengan *machine learning* untuk mendeteksi pola abnormal secara *real-time*. Dengan demikian PLC mampu memberi peringatan dini jika parameter proses menyimpang dari pola normal. Node-RED, di sisi lain, adalah alat pemrograman visual open-source yang dirancang khusus untuk IoT. Node-RED menyediakan antarmuka *drag-and-drop* untuk membuat *flow* yang menghubungkan berbagai perangkat dan layanan online (Subekti et al., 2024). Pengembang dapat menambahkan node khusus untuk antarmuka PLC, sehingga data sensor dari PLC dapat dikumpulkan dengan mudah. Kombinasi Node-RED dan protokol pesan MQTT pada dasarnya memungkinkan PLC mem-*publish* data ke broker dan Node-RED men-*subscribe*-nya untuk pemrosesan selanjutnya. Integrasi PLC dengan Node-RED dan MQTT memudahkan komunikasi dua-arah antara PLC dan aplikasi *monitoring*.

Pengolahan data dari semua sensor merupakan bagian penting lainnya. Data hasil akuisisi seperti torsi dan siklus waktu disimpan di basis data untuk dianalisis. Kemudian, analisis statistik dilakukan untuk menghitung nilai rata-rata dan simpangan baku dari parameter tersebut sebagai dasar kontrol. Dengan menetapkan kriteria batas kendali (umumnya $k=3$), sistem dapat mengawasi data baru secara

real-time dan mendeteksi bila ada titik yang berada di luar UCL/LCL. Metode semacam ini telah banyak dipakai dalam pemantauan proses industri karena implementasinya yang relatif sederhana dan pemrosesannya yang ringan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap yaitu akuisi data oleh PLC, komunikasi melalui node-RED, penghitungan batas kendali Shewhart, pemantauan *real-time* dan peringatan, dan pengujian sistem. Gambar 1 menunjukkan arsitektur secara keseluruhan dari sistem ini.



Gambar 1. Arsitektur pemantauan torsi motor dan siklus silinder

Akuisisi Data oleh PLC: Motor servo dan silinder pneumatik di masing-masing mesin dipasang sensor yang sesuai. Sensor torsi terhubung ke modul input analog PLC untuk mengukur torsi *real-time* motor. Sensor *reed switch* digunakan untuk menghitung waktu siklus kerja silinder. Beberapa model silinder sudah terpasang sensor *reed switch* dari pabrikannya. PLC kemudian melakukan scan sinyal input secara periodik dan menghitung nilai torsi maupun durasi siklus. PLC diprogram dengan logika kendali standar untuk mengotomasi proses produksi, sekaligus berfungsi sebagai pusat akuisisi data.

Komunikasi melalui Node-RED: PLC mengirimkan data hasil akuisisi ke server *monitoring* menggunakan platform Node-RED. Metode komunikasi yang digunakan adalah *publish/subscribe* via MQTT, sesuai tutorial integrasi PLC dan Node-RED. Node-RED dijalankan pada server lokal/PC yang terhubung ke jaringan pabrik. *Flow* Node-RED dibuat untuk menerima data MQTT dari PLC, menyimpannya ke *database*, serta mengirim *update* ke *dashboard* visual. Node-RED menyediakan antarmuka grafis sehingga pengaturan alur data dapat dilakukan tanpa pemrograman kompleks. Node-RED juga memuat banyak *node library*, termasuk yang mendukung MQTT, basis data, dan pembuatan grafik.

Penghitungan Batas Kendali Shewhart: Di server, setiap parameter (torsi motor dan *cycle time* silinder) dianalisis secara statistik. Data historis awal dianggap sebagai kondisi *in-control* dan digunakan untuk menghitung rata-rata (μ) dan simpangan baku (σ) proses. Kemudian Batas Kendali Atas (UCL) dan Bawah (LCL) dihitung dengan rumus standar Shewhart:

$$UCL = \mu + k\sigma, \quad LCL = \mu - k\sigma,$$

dengan $k = 3$ untuk level kepercayaan $\sim 99,7\%$. Pemilihan $k=3$ dilakukan berdasarkan praktik SPC yang lazim, dimana hanya $\approx 0,3\%$ titik *in-control* yang melebihi batas kendali. Batas kendali ini diimplementasikan dalam Node-RED (melalui fungsi pemrosesan data) atau skrip Python, agar setiap data baru dapat langsung dibandingkan.

Pemantauan *Real-Time* dan Peringatan: Setiap pengukuran baru yang diterima oleh Node-RED langsung divisualisasikan dalam grafik Shewhart chart. Garis horizontal menunjukkan μ , UCL, dan LCL sesuai perhitungan. Titik-titik data digambar seiring waktu siklus produksi. Bila nilai pengukuran melewati UCL atau LCL, Node-RED akan menandai dan mengirimkan alarm kepada operator *maintenance* melalui email dan notifikasi *dashboard*. Secara simultan, *dashboard web* menampilkan plot terkini untuk analisis visual.

Pengujian Sistem: Sistem diuji coba di lingkungan pabrik nyata. Data torsi motor dan waktu siklus silinder diukur selama periode produksi normal, kemudian sebuah cacat buatan diciptakan dengan mengendurkan komponen untuk menghasilkan data yang keluar dari batas UCL. Keakuratan pendeteksian anomali diuji dengan mengamati apakah titik-titik data cacat jatuh di luar batas kendali. Validasi juga dilakukan dengan memeriksa bahwa titik data normal tetap dalam batas kendali.

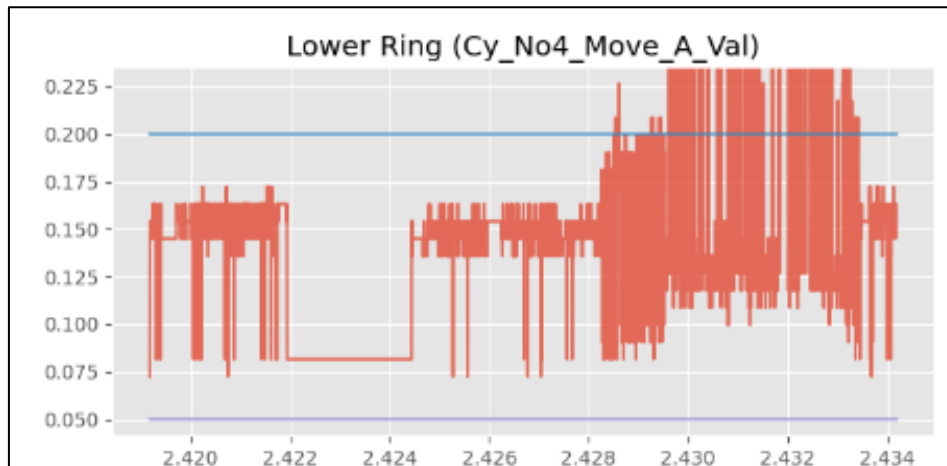
Metodologi ini menjamin bahwa pemantauan anomali bersifat otomatis dan terus-menerus, berbasiskan data nyata dari sensor. Penggunaan PLC mengamankan akurasi pengukuran di lapangan, sedangkan Node-RED memberikan fleksibilitas dalam integrasi IoT dan visualisasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem yang dikembangkan ini diterapkan pada tiga mesin produksi di pabrik: Lower Ring, Talc Sweeping, dan Housing BF23. Masing-masing mesin memiliki motor servo penggerak dan silinder pneumatik. Data torsi motor (satuan Nm) dan waktu siklus silinder (satuan detik) dikumpulkan setiap siklus produksi. Setiap mesin dianggap memiliki proses *in-control* pada awalnya, sehingga data minggu pertama digunakan sebagai basis *baseline*. Rata-rata dan simpangan baku untuk setiap parameter dihitung dari data *baseline* tersebut.

Gambar 2 menunjukkan siklus waktu silinder dari mesin *lower ring* sekitar detik dengan 1,5 detik simpangan baku 0.75 detik. Dengan $k=3$ diperoleh $UCL \approx 2.0$

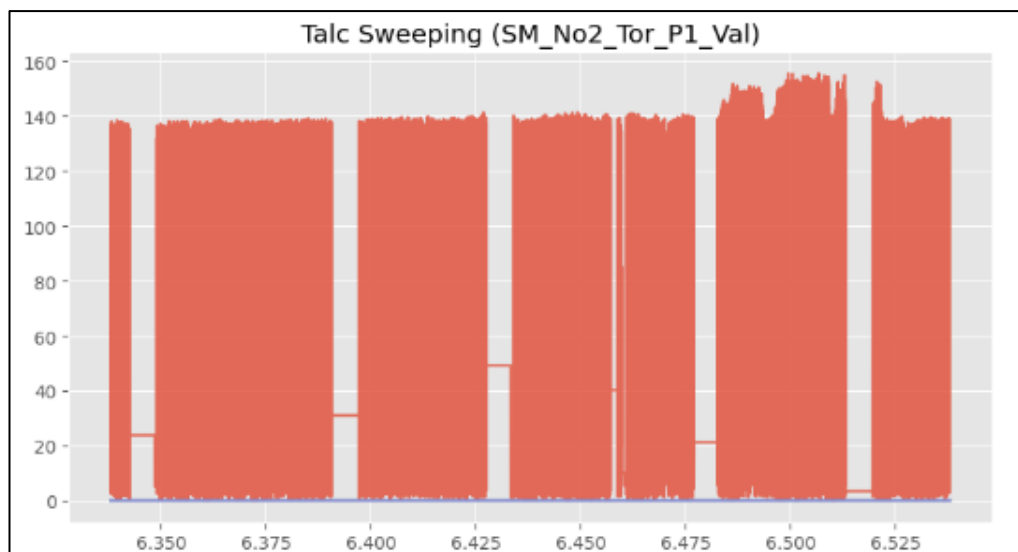
detik dan $LCL \approx 0.5$ detik. Data pengukuran *cycle time* dari produk ke-2.420.000 berada dalam rentang kendali ini. Dengan demikian proses silinder pada mesin ini dikatakan terkendali. Namun, pada produk ke-2.428.000 *cycle time* sudah mulai keluar dari UCL. Hal ini menandakan ada kebocoran silinder yang menyebabkan pergerakan menjadi lambat.



Gambar 2. Siklus silinder pada mesin Lower Ring

Pada Mesin Talc Sweeping seperti yang ditunjukkan pada gambar 3, pada siklus ke-6.350.000 terukur torsi mencapai 140 Nm, namun pada siklus ke-6.480.000, terjadi lonjakan torsi menjadi 150. Meskipun terjadi lonjakan torsi pada motor, namun mesin masih bisa beroperasi seperti biasanya. Hal ini dikarenakan lonjakan torsi masih dalam tahap wajar. Namun apabila dibiarkan, lonjakan ini akan menjadi lebih besar dan dapat merusak servo secara permanen. Dengan adanya peringatan dini ini, langkah pencegahan bisa segera dijadwalkan di luar jam produksi.

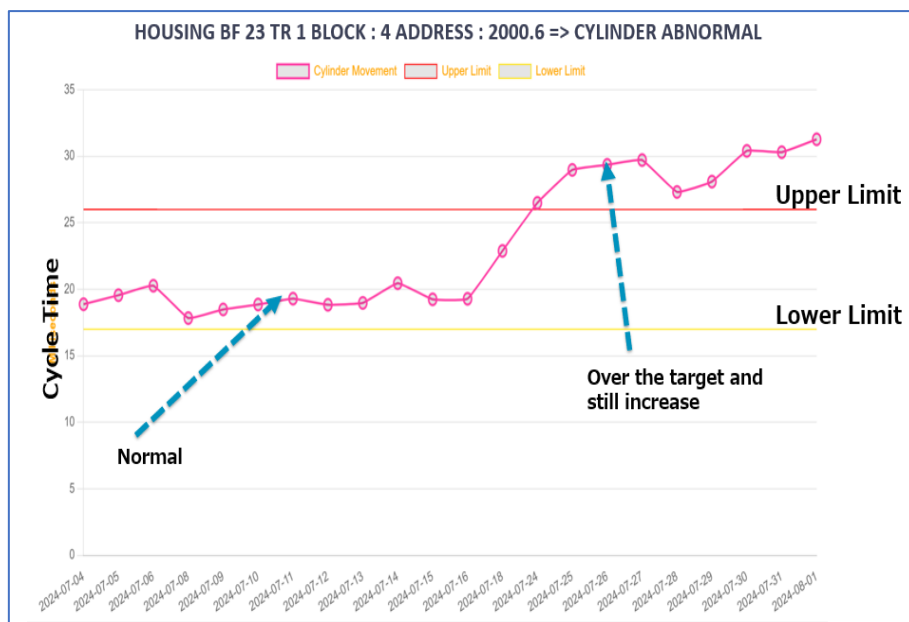
Gambar 4 menyajikan visualisasi data yang teragregasi, menampilkan rata-rata harian siklus silinder dari mesin housing BF23. Alih-alih menampilkan data secara *real-time*, grafik ini menyajikan ringkasan kinerja mesin selama 24 jam penuh. Pendekatan ini memungkinkan manajer operasional untuk mengidentifikasi tren kinerja jangka panjang dan pola operasional, bukan sekadar fluktuasi sesaat. Grafik ini dilengkapi dengan batas kontrol atas dan bawah yang berfungsi sebagai acuan standar operasional. Batas-batas ini tidak hanya mengontrol, tetapi juga menjadi alat penting dalam pemeliharaan prediktif. Ketika rata-rata harian siklus silinder melampaui salah satu batas ini, sistem secara otomatis akan memicu peringatan. Peringatan ini mengindikasikan adanya anomali atau potensi masalah pada mesin, seperti keausan komponen atau perubahan kondisi operasional.



Gambar 3. Torsi motor pada mesin talc sweeping

Data dari studi kasus menunjukkan keberhasilan metode pemantauan yang diterapkan. Sistem pemantauan berbasis Shewhart berhasil mengidentifikasi anomali pada parameter torsi motor di setiap mesin. Anomali ini merupakan sinyal dini dari masalah potensial, seperti keausan bantalan atau penurunan performa motor. Pada saat tidak ada masalah di silinder, parameter siklus waktu silinder tetap stabil, menunjukkan bahwa proses berjalan sesuai harapan (*in-control*). Sistem ini tidak menghasilkan alarm palsu, di mana semua titik data *in-control* tetap berada dalam batas kendali yang telah ditetapkan. Secara keseluruhan, studi kasus ini membuktikan bahwa diagram kendali Shewhart efektif sebagai alat deteksi dini untuk abnormalitas pada satu variabel dalam lingkungan otomasi industri.

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa anomali terdeteksi sesuai harapan. Titik data torsi motor yang melebihi UCL atau di bawah LCL berhasil diidentifikasi sebagai gejala khusus yang memerlukan pemeriksaan. Misalnya, lonjakan torsi motor pada Mesin Talc Sweeping mengindikasikan adanya abnormal pada sistem mekanisme motor servo, yang apabila tidak direspons dapat menyebabkan kerusakan parah. Analisis pasca-kejadian menunjukkan bahwa alarm tersebut memungkinkan tim pemeliharaan melakukan inspeksi sebelum kejadian berdampak lebih luas. Hal ini mengilustrasikan konsep pemeliharaan berbasis status (*condition-based*), di mana hanya saat parameter menyimpang sistem memberikan sinyal sehingga perbaikan hanya dilakukan bila diperlukan.



Gambar 4. Rata-rata Harian Siklus Silinder

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa anomali terdeteksi sesuai harapan. Titik data torsi motor yang melebihi UCL atau di bawah LCL berhasil diidentifikasi sebagai gejala khusus yang memerlukan pemeriksaan. Misalnya, lonjakan torsi motor pada Mesin Talc Sweeping mengindikasikan adanya abnormal pada sistem mekanisme motor servo, yang apabila tidak direspons dapat menyebabkan kerusakan parah. Analisis pasca-kejadian menunjukkan bahwa alarm tersebut memungkinkan tim pemeliharaan melakukan inspeksi sebelum kejadian berdampak lebih luas. Hal ini mengilustrasikan konsep pemeliharaan berbasis status (*condition-based*), di mana hanya saat parameter menyimpang sistem memberikan sinyal sehingga perbaikan hanya dilakukan bila diperlukan.

Lebih lanjut, interpretasi UCL/LCL konsisten dengan teori SPC. Titik-titik normal yang berada di antara UCL dan LCL mengonfirmasi bahwa proses berjalan stabil. Sebaliknya, titik di luar batas kendali merupakan indikator penyebab tertentu (*special cause*) di luar variasi acak proses. Sesuai literatur, pola ini menunjukkan perlunya tindakan investigasi atau pemeliharaan. Kekuatan metode Shewhart dalam aplikasi ini adalah deteksi yang sederhana dan visual sehingga operator dapat langsung melihat titik mana yang mencurigakan pada grafik.

Sistem ini memberikan deteksi dini yang bersifat otomatis tanpa perlu pengukuran manual. Integrasi PLC dan Node-RED memanfaatkan infrastruktur yang sudah ada pada pabrik (PLC) dan platform IoT terbuka (Node-RED), sehingga biaya implementasi relatif rendah. Node-RED memudahkan pembangunan aplikasi dengan antarmuka visual dan banyak node siap pakai untuk komunikasi PLC dan grafik. Selain itu, penggunaan diagram kendali Shewhart memungkinkan analogi langsung ke kontrol kualitas, sehingga operasi perbaikan bisa segera dilakukan saat deteksi anomali. Pendekatan ini juga memindahkan paradigma ke *maintenance* berbasis

kondisi, yang dapat meminimalkan waktu mesin mati karena perawatan hanya dilakukan bila benar-benar diperlukan.

Meskipun metode kontrol Shewhart memiliki kelebihan seperti yang disebutkan di atas, namun metode tersebut hanya mengawasi satu variabel univariat. Kerusakan kompleks yang ditandai perubahan multivariat (misalnya perubahan simultan torsi dan getaran) tidak dapat terdeteksi secara simultan. Selain itu, metode ini mengasumsikan data independen dan distribusi normal dimana apabila data tersebar lebar atau berpola tren lambat, batas kendali sederhana $\pm 3\sigma$ mungkin tidak optimal. Misalnya, jika terjadi peningkatan bertahap pada torsi motor yang masih di bawah UCL, Shewhart chart mungkin tidak mengirim alarm sampai benar-benar melewati batas. Untuk mendeteksi tren kecil atau fault bertahap, chart seperti EWMA atau CUSUM dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya. Aspek praktis lainnya seperti Node-RED yang open-source memang mudah digunakan, namun untuk aplikasi kritis perlu pengaturan keamanan dan pemantauan agar komunikasi PLC tidak terganggu. Terakhir, penentuan nilai batas kendali sangat bergantung pada data baseline yang benar-benar normal. Kesalahan pada tahap ini dapat menghasilkan *false alarm* atau alarm palsu.

KESIMPULAN DAN SARAN

Sistem pemantauan berbasis diagram kendali Shewhart dengan PLC dan Node-RED mampu mendeteksi dini keabnormalan torsi motor servo dan memvisualisasikannya secara *real-time*. Hasil implementasi menunjukkan bahwa setiap titik data yang melampaui UCL/LCL teridentifikasi dengan jelas, memungkinkan tindakan pemeliharaan diambil sebelum kerusakan lebih lanjut terjadi. Pendekatan ini mengubah pola pemeliharaan dari reaktif/preventif menjadi berbasis kondisi (*condition-based*), sehingga secara potensial dapat meningkatkan ketersediaan mesin dan menurunkan biaya operasi.

Untuk pengembangan lebih lanjut, beberapa saran dari penulis sebagai berikut yaitu menambahkan analisis multivariat dengan *control chart* multivariat untuk menangkap korelasi antar parameter, mengombinasikan *chart* Shewhart dengan metode statistik lain seperti EWMA dan CUSUM agar anomali bertahap kecil juga terdeteksi lebih awal, memperluas jenis data sensor misal vibrasi dan suhu untuk meningkatkan cakupan deteksi anomali, memanfaatkan layanan *cloud* dan algoritma *machine learning* untuk model prediksi kerusakan lebih lanjut, mengingat IoT industri dapat menyimpan data historis besar dan melakukan analisis tingkat lanjut, menstandarkan *interface* Node-RED dan keamanan jaringan, agar sistem *monitoring* berskala besar dapat diandalkan dalam lingkungan industri.

DAFTAR PUSTAKA

Amanda, R., Putri, S. A., Arifan, Y. N. M., Hidayat, R., & Ikaningtyas, M. (2024). Optimalisasi Proses Operasional dengan Menggabungkan Teknologi IoT dan Big Data: Studi Kasus pada PT Pertamina dalam Industri Minyak dan Gas

Operational Process Optimization by Combining IoT and Big Data Technology: A Case Study on PT Pertamina in the Oil. Economics And Business Management Journal (EBMJ), 3(01), 93–102.

- Erivianto, D., & Dani, A. (2024). Pelatihan Penggunaan Programmable Logic Controller (Plc) Untuk Meningkatkan Kompetensi Teknisi Pada Pt. Prima Multi Peralatan. Pedamas (Pengabdian Kepada Masyarakat), 2(03), 762–769.
- Fakhrizi, R. R., & Mulyadi, M. (2024). Strategies to Boost Boiler Efficiency and Reduce Operational Downtime: Strategi untuk Meningkatkan Efisiensi Boiler dan Mengurangi Waktu Henti Operasional. Procedia of Engineering and Life Science, 5, 691–695. <https://doi.org/10.21070/pels.v7i0.1554>
- Harindah, G. (2024). Implementasi Pemeliharaan Prediktif Berbasis Analisis Getaran Menggunakan Standar Iso 10816 Pada Mesin Diesel di PLTD Tobelo. Jurnal Sosial Teknologi, 4(7), 501–515. <https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v4i7.1326>
- Herdiana, B., Setiawan, E. B., & Sartoyo, U. (2023). Tinjauan Komprehensif Evolusi, Aplikasi, dan Tren Masa Depan Programmable Logic Controllers (A Comprehensive Review of the Evolution, Applications, and Future Trends of Programmable Logic Controllers). Telekontran: Jurnal Ilmiah Telekomunikasi, Kendali dan Elektronika Terapan, 11(2), 173–193. <https://doi.org/10.34010/telekontran.v11i2.12896>
- Maulana, I., Sinjaya, A., & Madhakomala, R. (2025). Analisis Mutu Pendidikan Dengan Pendekatan Control Chart Shewhart, Fishbone Diagram, Flow Chart, Dan Diagram Swot. Tadbiruna, 4(2), 196–207. <https://doi.org/10.51192/jurnalmanajemenpendidikanislam.v4i2.1430>
- Novita, Y., & Zahra, R. (2024). Penerapan Artificial Intelligence (AI) untuk Meningkatkan Efisiensi Operasional di Perusahaan Manufaktur: Studi Kasus PT. XYZ. Jurnal Manajemen Dan Teknologi, 1(1), 11–21. <https://doi.org/10.63447/jmt.v1i1.773>
- Pranata, W. A., & Ichsan, I. N. (2024). Menggali Peluang Pasar dan Keuntungan Ekonomi dari Penerapan Industrial IoT. Innovative: Journal Of Social Science Research, 4(6), 1628–1638. <https://doi.org/10.31004/innovative.v4i6.16385>
- Sasmitha, E., Qomariah, Y. N., & Keliwida, D. H. (2025). Analisis Perbandingan Efektivitas Diagram Kontrol CUSUM, EWMA, dan Shewhart dalam Pengendalian Kualitas Proses Produksi. OUTLIERX: Journal of Industrial Statistics, 1(1), 01–08.
- Subekti, R., Hadiani, D., & Ardaneshwara, A. (2024). Optimisasi SCADA di MPS dengan FINS UDP vs Modbus TCP via Node-RED. The Indonesian Journal of Computer Science, 13(4). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i4.4315>

- Wardana, A. J., & Abdulrahim, M. (2024). Strategi Meningkatkan Keandalan Mesin Reader untuk Memperpendek Antrian Pada Gate 7 Gerbang Waru Ramp. *Innovative: Journal Of Social Science Research*, 4(3), 5981–6000. <https://doi.org/10.31004/innovative.v4i3.11079>
- Wibowo, A. (2025). *Manajemen Transformasi Digital Industri 4.0*. Penerbit Yayasan Prima Agus Teknik. <https://penerbit.stekom.ac.id/index.php/yayasanpat/article/view/593>
- Wijayanti, D. T., Helmi, H., & Imro'ah, N. (2020). Perbandingan Kinerja Peta Kendali Cumulative Sum Dan Peta Kendali Exponentially Weighted Moving Average. *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 9(4). <https://doi.org/10.26418/bbimst.v9i4.43367>