

Analisis Konvergensi Ukuran Sampel *Baseline* untuk Penetapan *Statistically-Derived Threshold* pada Sistem Monitoring Kondisi Motor Induksi Tiga Fasa Berbiaya Rendah

Ratna Hartayu* , Santoso, Lutfi Agung Swarga, Aditiya Veri Nashrudin

Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Indonesia

Email: rhartayu@untag-sby.ac.id *

Keywords:

Statistically-Derived Threshold;
Baseline Sample Size;
Convergence Analysis;
Bootstrap; Condition Monitoring;
Induction Motor; Stationarity

Abstract

The statistically-derived threshold (SDT) method based on $\mu \pm k\sigma$ is widely used in low-cost induction motor condition monitoring, yet the baseline sample size N is usually chosen ad hoc without an explicit convergence criterion. This paper analyzes the convergence of the statistical parameters (μ , σ) and thresholds ($\mu+2\sigma$, $\mu+3\sigma$) with respect to N for three condition parameters of a three-phase induction motor—temperature (DS18B20), current (SCT013+ADS1115), and vibration magnitude (MPU6050)—using a 600-sample baseline dataset from a real-time Arduino/Modbus TCP/SCADA monitoring system. Running statistics over $N = 30-600$, a proposed dual convergence criterion (local relative change $< 1\%$ and global deviation from the final value $< 2\%$ over five consecutive evaluations), and 95% bootstrap confidence intervals ($B = 2000$) are employed. The results reveal markedly different convergence behavior: the current threshold converges at $N \approx 40$ and vibration at $N \approx 150$, whereas the temperature threshold does not truly converge within 600 samples due to a thermal warm-up transient that renders the data non-stationary ($\approx 13\%$ threshold drift). A local-only criterion is shown to produce false convergence on slowly drifting data. Two practical recommendations follow: baseline length must be set per parameter, and thermal baselines must be acquired only after thermal steady state. The proposed framework is reproducible for other low-cost condition monitoring systems.

Kata Kunci:

Statistically-Derived Threshold;
Ukuran Sampel Baseline;
Analisis Konvergensi; Bootstrap;
Monitoring Kondisi; Motor
Induksi; Stasioneritas

Abstrak

Metode *statistically-derived threshold* (SDT) berbasis $\mu \pm k\sigma$ banyak digunakan pada sistem monitoring kondisi motor induksi berbiaya rendah, namun jumlah sampel baseline N umumnya ditentukan secara ad-hoc tanpa kriteria konvergensi eksplisit. Makalah ini menganalisis konvergensi parameter statistik (μ , σ) dan threshold ($\mu+2\sigma$, $\mu+3\sigma$) terhadap N pada tiga parameter kondisi motor induksi tiga fasa—suhu (DS18B20), arus (SCT013+ADS1115), dan magnitude getaran (MPU6050)—menggunakan dataset baseline 600 sampel dari sistem *monitoring real-time* berbasis Arduino/Modbus TCP/SCADA. Analisis menggunakan running statistics pada $N = 30-600$, kriteria konvergensi ganda yang diusulkan (perubahan relatif lokal $< 1\%$ dan deviasi global terhadap nilai akhir $< 2\%$ selama lima evaluasi berturut-turut), serta selang kepercayaan *bootstrap* 95% ($B = 2000$). Hasil menunjukkan perilaku konvergensi yang sangat berbeda: threshold arus konvergen pada $N \approx 40$ dan getaran pada $N \approx 150$, sedangkan threshold suhu tidak konvergen sejati dalam 600 sampel akibat transien warm-up termal yang membuat data non-stasioner (pergeseran threshold $\approx 13\%$). Kriteria lokal saja terbukti menghasilkan konvergensi semu pada data yang drift perlahan. Dua rekomendasi praktis dihasilkan: panjang baseline harus ditetapkan per parameter, dan baseline termal hanya boleh diakuisisi setelah

PENDAHULUAN

Motor induksi tiga fasa merupakan penggerak dominan dalam sistem industri, dan kegagalannya yang tidak terdeteksi dini dapat menimbulkan biaya *downtime* produksi yang besar (Pramudita, 2025; Yusro, 2025). Kebutuhan tersebut mendorong berkembangnya sistem *condition monitoring* berbiaya rendah berbasis mikrokontroler dan sensor komoditas yang memantau suhu, arus, dan getaran motor secara simultan (Irfan et al., 2025; Pramudita, 2025; Thejaswi, 2021). Integrasi platform Arduino dengan protokol industri Modbus TCP/IP dan SCADA telah dibuktikan layak untuk supervisi proses secara *real-time* (Ananda et al., 2023; Bouraiou, 2024).

Untuk pengambilan keputusan anomali pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas, metode *statistically-derived threshold* (SDT) berbasis batas kendali Shewhart $\mu \pm k\sigma$ banyak dipilih karena ringan dan tidak memerlukan pelatihan model (Montgomery, 2019; Shewhart, 1931). Dengan $k = 2$ dan $k = 3$, batas Warning dan Alarm secara teoretis mencakup 95,45% dan 99,73% distribusi data normal yang independen dan identik (i.i.d.). Pendekatan ini sejalan dengan prinsip pemantauan kondisi berbasis kondisi referensi (*baseline condition*) pada ISO 13373-1 (*Condition Monitoring and Diagnostics of Machines—Vibration Condition Monitoring—Part 1: General Procedures*, 2002).

Namun demikian, kualitas threshold SDT sepenuhnya ditentukan oleh kualitas estimasi μ dan σ dari data baseline. Literatur pengendalian proses statistik telah lama menunjukkan bahwa estimasi parameter dari sampel Fase I yang terlalu pendek menggeser perilaku batas kendali secara signifikan, termasuk laju alarm palsu (Jensen et al., 2006; Quesenberry, 1993). Pada praktik sistem monitoring motor berbiaya rendah, panjang baseline umumnya ditetapkan ad-hoc—misalnya durasi tetap beberapa menit atau ratusan sampel—tanpa analisis konvergensi yang eksplisit. Selain itu, parameter fisik yang dipantau memiliki dinamika berbeda: arus merespons beban dalam orde detik, sementara suhu casing motor memiliki konstanta waktu termal orde puluhan menit, sehingga asumsi stasioneritas baseline tidak selalu terpenuhi.

Penelitian ini menjawab tiga pertanyaan: (1) berapa ukuran sampel baseline minimum agar threshold SDT stabil untuk masing-masing parameter suhu, arus, dan getaran; (2) apakah kriteria konvergensi berbasis perubahan lokal saja memadai, ataukah dapat menghasilkan konvergensi semu (*false convergence*); dan (3) bagaimana presisi *threshold*, yang diukur melalui lebar selang kepercayaan, berubah terhadap ukuran sampel.

Kondisi tersebut menunjukkan adanya kesenjangan penelitian (*research gap*) yang masih belum banyak dibahas dalam literatur. Hingga saat ini belum banyak penelitian yang secara khusus menganalisis hubungan antara ukuran sampel baseline dengan konvergensi parameter statistik maupun stabilitas threshold pada berbagai parameter fisik motor induksi. Sebagian besar penelitian mengasumsikan bahwa seluruh parameter memiliki karakteristik statistik yang seragam sehingga menggunakan panjang baseline yang sama untuk suhu, arus, dan getaran. Padahal secara fisik masing-masing parameter memiliki dinamika yang berbeda, terutama suhu yang dipengaruhi oleh proses thermal warm-up, sedangkan arus dan getaran cenderung mencapai kondisi stabil lebih cepat. Akibatnya, penggunaan ukuran sampel yang tidak sesuai

dapat menghasilkan *false convergence*, memperbesar peluang false alarm, atau bahkan menurunkan sensitivitas sistem dalam mendeteksi anomali. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang mampu mengevaluasi apakah ukuran sampel yang digunakan benar-benar telah menghasilkan estimasi statistik yang representatif.

Urgensi penelitian ini semakin meningkat seiring semakin luasnya penggunaan sistem condition monitoring berbiaya rendah pada industri kecil, laboratorium pendidikan, maupun sektor manufaktur yang membutuhkan solusi pemeliharaan prediktif dengan biaya investasi minimal. Penentuan ukuran baseline yang tepat tidak hanya meningkatkan akurasi penetapan threshold, tetapi juga meningkatkan reliabilitas sistem dalam mendeteksi perubahan kondisi motor secara dini tanpa menghasilkan alarm palsu yang berlebihan. Selain itu, pendekatan berbasis analisis konvergensi dapat membantu pengguna menentukan jumlah data minimum yang diperlukan sehingga proses akuisisi data menjadi lebih efisien tanpa mengorbankan kualitas estimasi statistik. Dengan demikian, penelitian mengenai konvergensi ukuran sampel memiliki implikasi praktis yang besar terhadap peningkatan keandalan sistem *condition monitoring* berbasis SDT.

Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada pengembangan kerangka evaluasi konvergensi ukuran sampel baseline menggunakan kombinasi kriteria stabilitas lokal, deviasi global terhadap nilai akhir, serta kuantifikasi ketidakpastian melalui *bootstrap confidence interval*. Pendekatan ini tidak hanya mengevaluasi perubahan rata-rata dan simpangan baku terhadap pertambahan jumlah sampel, tetapi juga mampu mengidentifikasi fenomena false convergence yang tidak dapat dideteksi apabila hanya menggunakan perubahan lokal sebagai indikator stabilitas. Selain itu, penelitian ini membandingkan perilaku konvergensi tiga parameter fisik yang berbeda—yaitu suhu, arus, dan getaran—dalam satu sistem monitoring yang sama sehingga menghasilkan rekomendasi panjang baseline yang spesifik untuk masing-masing parameter. Pendekatan tersebut belum banyak dilaporkan pada penelitian sebelumnya sehingga memberikan kontribusi metodologis yang dapat direplikasi pada berbagai sistem condition monitoring berbiaya rendah lainnya.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis konvergensi ukuran sampel baseline terhadap pembentukan statistically-derived threshold pada sistem monitoring kondisi motor induksi tiga fasa berbasis sensor berbiaya rendah. Secara khusus penelitian ini bertujuan menentukan ukuran sampel minimum yang mampu menghasilkan threshold statistik yang stabil pada parameter suhu, arus, dan getaran, mengevaluasi efektivitas kriteria konvergensi lokal dan global dalam mengidentifikasi stabilitas threshold, serta mengukur tingkat presisi estimasi menggunakan pendekatan bootstrap. Hasil penelitian diharapkan memberikan manfaat teoretis berupa penguatan metodologi penentuan baseline statistik pada sistem condition monitoring, sekaligus memberikan manfaat praktis sebagai pedoman bagi peneliti maupun praktisi dalam menentukan panjang baseline yang optimal sehingga sistem deteksi anomali menjadi lebih akurat, efisien, dan dapat diimplementasikan secara lebih luas pada berbagai aplikasi industri berbasis IoT.

METODE PENELITIAN

Sistem Akuisisi dan Dataset

Dataset diperoleh dari sistem monitoring kondisi motor induksi tiga fasa berbasis Arduino Uno dengan Ethernet Shield W5100 yang berkomunikasi ke WinCC Flexible SCADA

melalui protokol Modbus TCP/IP (Function Code 03) (Nashrudin, 2026). Tiga parameter kondisi dipantau: suhu casing motor menggunakan sensor digital DS18B20, arus fasa menggunakan transformator arus SCT013-030 dengan ADC 16-bit ADS1115 (Amalia & Yuanisa, 2021), dan getaran tiga sumbu menggunakan akselerometer MEMS MPU6050 (Rafiq et al., 2020); magnitude getaran dihitung dari resultan deviasi ketiga sumbu.

Seluruh sensor dikalibrasi menggunakan regresi linier terhadap alat ukur referensi dengan akurasi pasca-kalibrasi MAPE di bawah 5%: DS18B20 sebesar 0,517%, SCT013+ADS1115 sebesar 2,76%, dan MPU6050 sebesar 0,316–1,376% (Efron & Tibshirani, 1993; Nashrudin, 2026). Data baseline terdiri atas $N = 600$ sampel kondisi operasi normal tanpa beban dengan interval cuplik ± 2 detik (durasi total ≈ 20 menit), masing-masing memuat tujuh variabel: suhu, arus, akselerasi X/Y/Z, magnitude getaran, dan status sistem.

Definisi Threshold Statistik

Untuk setiap parameter, threshold Warning dan Alarm pada ukuran sampel N didefinisikan sebagai

$$T_W(N) = \mu_N + 2\sigma_N, \quad T_A(N) = \mu_N + 3\sigma_N \quad (1)$$

dengan μ_N dan σ_N adalah rata-rata dan simpangan baku sampel (pembagi $N-1$) dari N sampel pertama deret baseline. Pemilihan $k = 2$ dan $k = 3$ mengikuti batas kendali Shewhart dengan cakupan teoretis 95,45% dan 99,73% untuk data i.i.d. berdistribusi normal. Perlu ditegaskan bahwa validitas cakupan tersebut bergantung pada terpenuhinya asumsi i.i.d.; analisis konvergensi pada makalah ini sekaligus berfungsi sebagai uji tidak langsung terhadap asumsi tersebut.

Analisis Konvergensi dengan Kriteria Ganda

Statistik berjalan (*running statistics*) dihitung pada grid $N = 30, 40, \dots, 600$. Konvergensi threshold dinyatakan tercapai pada N terkecil yang memenuhi dua kriteria berikut secara simultan selama $W = 5$ evaluasi berturut-turut (setara ≈ 50 sampel):

1. Kriteria lokal: perubahan relatif antar langkah $|T(N_i) - T(N_i-1)| / T(N_i-1) < \varepsilon$, dengan $\varepsilon = 1\%$;
2. Kriteria global: deviasi terhadap nilai akhir $|T(N_i)/T(600) - 1| < \varepsilon_g$, dengan $\varepsilon_g = 2\%$.

Kriteria lokal saja tidak memadai: pada deret dengan tren monoton yang lambat, perubahan per langkah dapat selalu lebih kecil dari ε sementara nilai threshold terus bergeser secara kumulatif. Kriteria global menolak kasus konvergensi semu tersebut. Ambang ε dan ε_g dipilih konservatif relatif terhadap resolusi praktis threshold pada sistem SCADA.

Kuantifikasi Presisi dengan Bootstrap

Presisi threshold pada setiap N dikuantifikasi menggunakan bootstrap nonparametrik: dari N sampel pertama ditarik $B = 2000$ resampel berukuran N dengan pengembalian (benih acak tetap untuk reproduktibilitas), threshold dihitung pada tiap resampel, dan selang kepercayaan 95% diambil dari persentil $[2,5\%; 97,5\%]$. Lebar selang relatif terhadap nilai threshold digunakan sebagai metrik presisi. Sebagai pembanding analitik digunakan galat baku $SE(\mu) = \sigma/\sqrt{N}$ dan $SE(\sigma) \approx \sigma/\sqrt{2(N-1)}$.

Perangkat Lunak dan Ketersediaan Data

Seluruh analisis diimplementasikan dalam Python 3 (NumPy, Pandas, Matplotlib). Dataset baseline 600 sampel dan skrip analisis disediakan sebagai bahan pelengkap untuk menjamin reproduktibilitas penuh.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik Baseline dan Threshold Akhir

Tabel I merangkum statistik deskriptif baseline pada $N = 600$ beserta threshold yang dihasilkan dan ukuran sampel konvergensi menurut kriteria ganda. Rata-rata arus (1,532 A) jauh di bawah arus nominal motor karena kondisi tanpa beban, konsisten dengan.

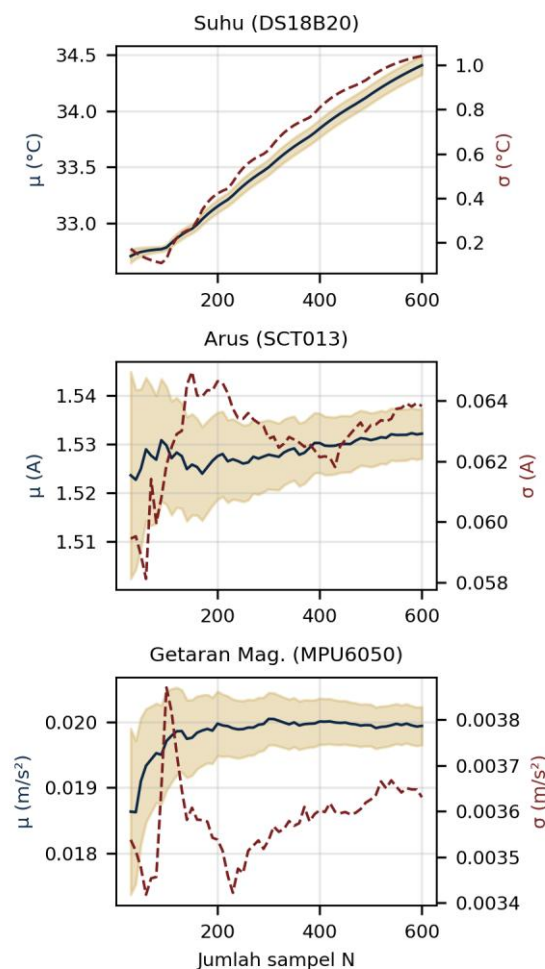
Tabel I. Statistik Baseline ($N = 600$), Threshold, Dan N Konvergensi Kriteria Ganda

Parameter	μ	σ	T_W	T_A	N_kv W	N_kv A
Suhu ($^{\circ}\text{C}$)	34,407	1,041	36,489	37,530	450*	470*
Arus (A)	1,532	0,064	1,660	1,724	40	40
Vib. (m/s^2)	0,0199	0,0036	0,0272	0,0308	110	150

*Konvergensi artifisial akibat mendekatnya N ke titik akhir data; lihat Bagian III-C.

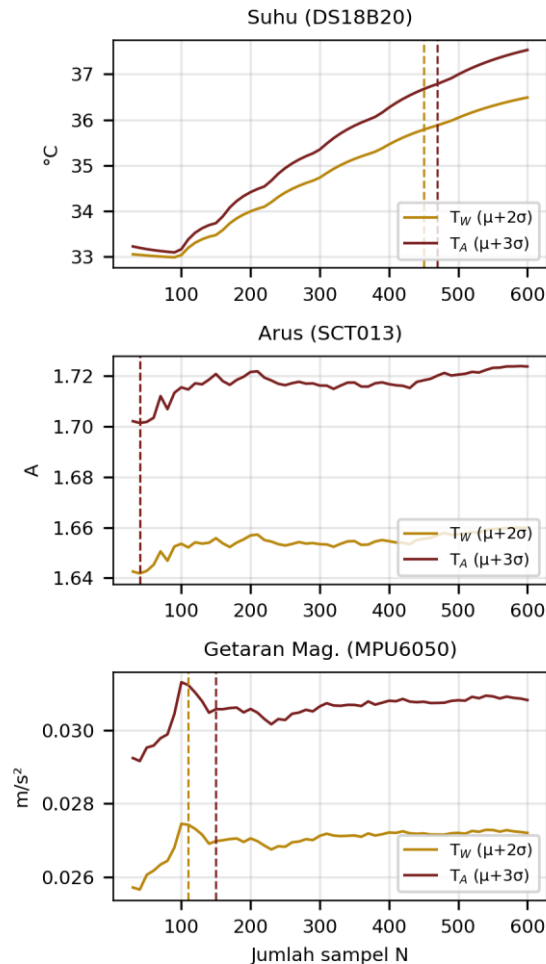
Evolusi Statistik dan Threshold terhadap N

Gambar 1 menyajikan evolusi μ dan σ berjalan. Parameter arus dan magnitude getaran menunjukkan kestabilan: μ arus berfluktuasi sempit di sekitar 1,53 A dan μ getaran mendatar sejak $N \approx 150$. Sebaliknya, μ suhu naik monoton dari $32,73^{\circ}\text{C}$ ($N = 40$) menjadi $34,41^{\circ}\text{C}$ ($N = 600$), disertai pertumbuhan σ dari $0,154^{\circ}\text{C}$ menjadi $1,041^{\circ}\text{C}$ —hampir tujuh kali lipat.



Gambar 1. Evolusi rata-rata berjalan μ (sumbu kiri, garis tegas dengan pita $\pm 1,96$ SE) dan simpangan baku berjalan σ (sumbu kanan, garis putus) terhadap ukuran sampel N untuk ketiga parameter.

Konsekuensinya tampak pada evolusi threshold (Gambar 2). Threshold Alarm arus hanya bergeser 1,3% dari $N = 40$ ke $N = 600$, dan threshold getaran stabil dengan deviasi global di bawah 1% setelah $N \approx 150$. Threshold Alarm suhu naik dari $33,19^\circ\text{C}$ ($N = 40$) menjadi $37,53^\circ\text{C}$ ($N = 600$)—pergeseran kumulatif 13,1%.



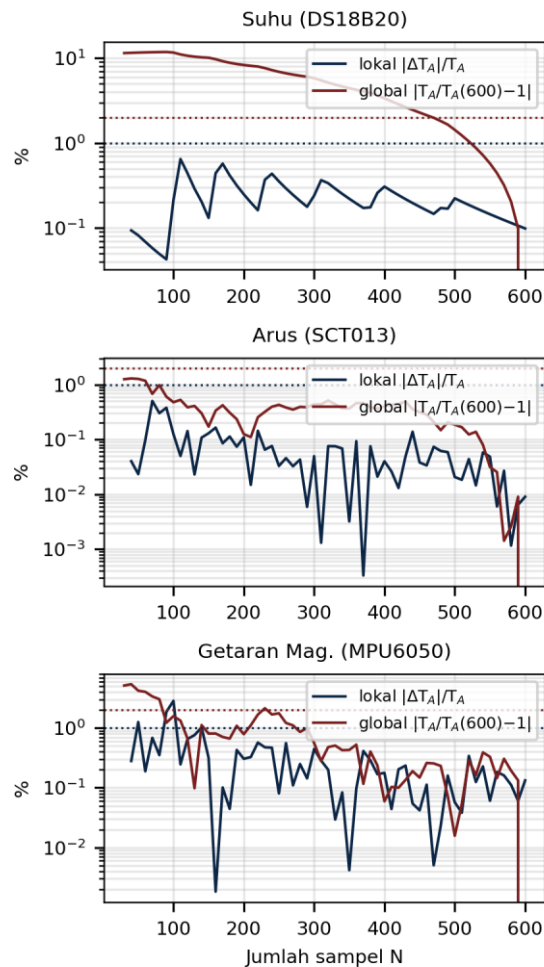
Gambar 2. Evolusi threshold Warning ($\mu+2\sigma$) dan Alarm ($\mu+3\sigma$) terhadap N . Garis vertikal putus menandai N konvergensi kriteria ganda per Tabel I.

Konvergensi Semu pada Parameter Suhu

Gambar 3 membandingkan kedua kriteria konvergensi pada threshold Alarm. Pada parameter suhu, kriteria lokal telah terpenuhi sejak $N \approx 40$ —perubahan per langkah konsisten di bawah 1%—padahal deviasi globalnya terhadap nilai akhir masih 11,6% pada $N = 40$ dan 5,8% pada $N = 300$. Dengan kriteria lokal saja, suhu akan dinyatakan “konvergen” pada $N = 40$; inilah konvergensi semu yang dimaksud. Kriteria ganda baru terpenuhi pada $N = 450$ – 470 , dan nilai tersebut pun bersifat artifisial karena deviasi global menurut definisinya menuju nol saat N mendekati 600.

Interpretasi fisik yang benar: deret baseline suhu bersifat non-stasioner karena akuisisi dilakukan selama fase pemanasan (warm-up) motor. Konstanta waktu termal motor induksi berada pada orde puluhan menit, melebihi durasi akuisisi 20 menit, sehingga data yang terekam adalah transien menuju kesetimbangan termal, bukan fluktuasi acak di sekitar kondisi tunak.

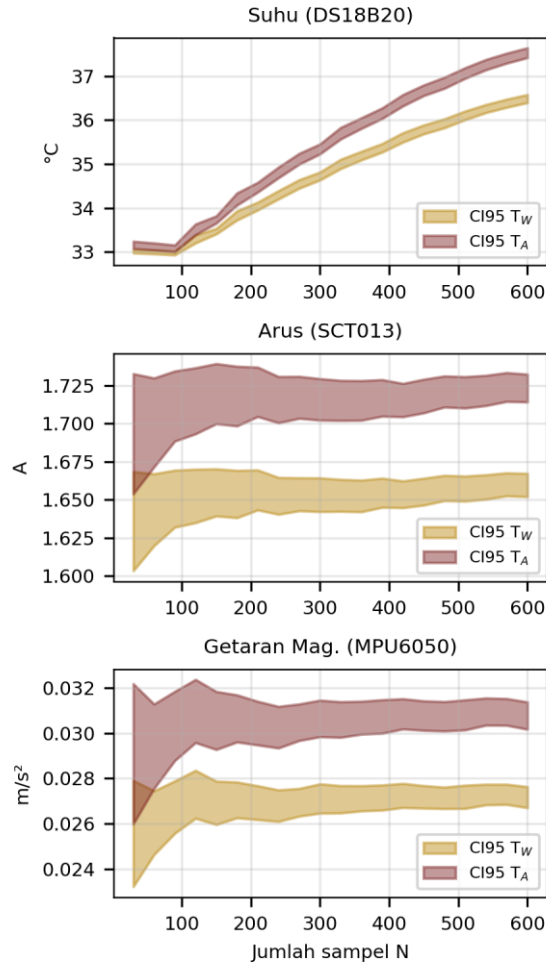
Simpangan baku suhu yang besar (1,041°C) dengan demikian tercampur komponen tren deterministik, bukan murni variabilitas acak.



Gambar 3. Perbandingan kriteria konvergensi lokal ($|\Delta T_A|/T_A$, per langkah) dan global ($|T_A/T_A(600)-1|$) pada skala logaritmik. Garis titik menandai ambang $\varepsilon = 1\%$ dan $\varepsilon_g = 2\%$. Pada suhu, kriteria lokal terpenuhi sejak awal walaupun deviasi global masih besar.

Presisi Threshold Berbasis Bootstrap

Gambar 4 menunjukkan pita selang kepercayaan 95% bootstrap terhadap N , dan Tabel II merangkum nilainya pada $N = 600$. Untuk arus dan getaran, pita menyempit mengikuti kecenderungan $1/\sqrt{N}$ sebagaimana diharapkan untuk data stasioner; lebar relatif pada $N = 600$ masing-masing $\approx 1\%$ dan $\approx 4\%$. Lebar relatif getaran yang lebih besar konsisten dengan koefisien variasinya ($\sigma/\mu \approx 18\%$) yang jauh melampaui arus ($\approx 4\%$). Pada suhu, pita tidak sekadar menyempit melainkan terus bergeser ke atas—manifestasi lain dari non-stasioneritas: bootstrap mengukur presisi estimasi pada data yang tersedia, bukan akurasi terhadap kondisi tunak yang belum tercapai.



Gambar 4. Pita selang kepercayaan 95% bootstrap (B = 1000 per titik grid) untuk threshold Warning dan Alarm terhadap N.

Tabel 2. Selang Kepercayaan 95% Bootstrap Threshold Pada N = 600 (B = 2000)

Parameter	CI95 T_W	Lebar (%)	CI95 T_A	Lebar (%)
Suhu (°C)	[36,397; 36,574]	0,48	[37,414; 37,636]	0,59
Arus (A)	[1,652; 1,667]	0,90	[1,714; 1,733]	1,07
Vib. (m/s²)	[0,0267; 0,0276]	3,39	[0,0302; 0,0314]	3,87

Mengapa Konvergensi Berbeda antar Besaran Fisik

Perbedaan tajam perilaku konvergensi dapat dijelaskan dari dinamika fisik masing-masing besaran. Arus stator merespons kondisi beban dalam orde detik; pada titik operasi tetap tanpa beban, fluktuasinya mendekati proses acak stasioner sehingga μ dan σ terestimasi baik dari sampel kecil ($N \approx 40$). Magnitude getaran juga stasioner pada putaran tetap—karakteristik yang memang menjadi prasyarat analisis getaran berbasis kondisi referensi (*Electrical Insulation—Thermal Evaluation and Designation*, 2007; *Rotating Electrical Machines—Part 1: Rating and Performance*, 2022; Rafiq et al., 2020; Randall, 2011)—tetapi koefisien variasinya besar sehingga diperlukan N lebih besar (≈ 150) untuk mencapai presisi setara. Suhu casing diatur oleh keseimbangan termal dengan konstanta waktu puluhan menit; selama

transien warm-up, deret suhu adalah proses berderau dengan tren (trend-stationary at best), yang melanggar asumsi i.i.d. yang mendasari (1).

Implikasi terhadap Validitas Cakupan $k\sigma$ dan Laju Alarm Palsu

Klaim cakupan 95,45%/99,73% pada $k = 2/3$ hanya sah untuk data i.i.d. normal. Pada baseline suhu yang non-stasioner, σ yang menggelembung oleh komponen tren menghasilkan threshold yang melebar artifisial—konservatif terhadap alarm palsu tetapi berisiko menumpulkan sensitivitas deteksi dini. Temuan ini konsisten dengan hasil validasi sistem pada: laju alarm palsu terukur pada parameter arus hanya 0,056% dari 3.600 sampel operasi normal, jauh di bawah probabilitas teoretis 4,55% untuk pelanggaran batas $k = 2$, mengindikasikan threshold keseluruhan cenderung konservatif. Fenomena distorsi properti batas kendali akibat estimasi parameter dari sampel terbatas telah didokumentasikan luas dalam literatur SPC; makalah ini menunjukkan manifestasinya yang spesifik pada monitoring termal motor.

Rekomendasi Praktis

Tiga rekomendasi operasional dihasilkan. Pertama, panjang baseline harus ditetapkan per parameter, bukan seragam: dengan margin keamanan, $N \geq 100$ untuk arus dan $N \geq 200$ untuk magnitude getaran pada sistem sekelas ini. Kedua, untuk parameter termal, akuisisi baseline hanya boleh dimulai setelah kondisi tunak termal tercapai—dapat dideteksi sederhana melalui kemiringan rata-rata berjalan di bawah ambang, atau uji tren formal—atau alternatifnya dilakukan detrending sebelum estimasi σ . Ketiga, threshold adaptif SDT sebaiknya dikombinasikan dengan batas keras berbasis standar sebagai jaring pengaman—misalnya batas arus dari rating IEC 60034-1 dan batas suhu dari kelas isolasi termal IEC 60085—sehingga threshold adaptif yang terdistorsi oleh baseline non-representatif tidak pernah melampaui batas keselamatan peralatan. Terakhir, kriteria konvergensi ganda dan pelaporan selang kepercayaan threshold (bukan hanya nilai titik) sebaiknya menjadi praktik baku dalam publikasi sistem SDT.

Keterbatasan

Analisis ini menggunakan satu unit motor pada kondisi tanpa beban dengan satu sesi akuisisi 20 menit dan interval cuplik ± 2 detik. Angka N konvergensi yang dilaporkan karenanya spesifik terhadap sistem dan kondisi operasi tersebut; yang dapat digeneralisasi adalah kerangka metodologisnya. Penelitian lanjutan diarahkan pada variasi tingkat pembebanan, replikasi lintas beberapa unit motor, sesi akuisisi berulang, serta uji stasioneritas formal (mis. ADF/KPSS) dan threshold dinamis berbasis jendela geser.

KESIMPULAN

Analisis konvergensi terhadap 600 sampel baseline sistem monitoring motor induksi tiga fasa menunjukkan bahwa ukuran sampel minimum untuk *statistically-derived threshold* tidak seragam antar parameter: threshold arus stabil sejak $N \approx 40$ (pergeseran akhir 1,3%), magnitude getaran sejak $N \approx 150$, sedangkan threshold suhu tidak konvergen dalam 600 sampel akibat *transien warm-up termal* (pergeseran 13,1%). Kriteria konvergensi berbasis perubahan lokal saja terbukti menghasilkan konvergensi semu pada data yang drift perlahan; kriteria ganda yang diusulkan (stabilitas lokal $< 1\%$ dan deviasi global $< 2\%$) berhasil mendeteksinya. Selang kepercayaan bootstrap 95% pada $N = 600$ memberikan presisi threshold $\approx 1\%$ untuk arus dan $\approx 4\%$ untuk getaran. Secara praktis, panjang baseline harus ditetapkan per parameter dan akuisisi baseline termal harus menunggu kondisi tunak; secara metodologis, kerangka analisis

yang diusulkan—*running statistics*, kriteria ganda, dan *bootstrap*—dapat direplikasi langsung pada sistem monitoring kondisi berbiaya rendah lainnya.

REFERENSI

- Amalia, S., & Yuanisa, C. (2021). Rancang Bangun Sistem Monitoring Arus 3-Phasa Menggunakan Sensor SCT-013 Berbasis Mikrokontroler Arduino. *Jurnal Teknik Elektro ITP*, 10(2). <https://doi.org/10.21063/JTE.2021.31331013>
- Ananda, A. S. P., Munadhif, I. M., Isa, I. R., Ryan, R. Y. A., & Rini, R. I. (2023). Integrasi Sistem Komunikasi Modbus TCP/IP pada PLC Siemens S7-1200, ESP32, dan HMI. *Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri*, 10(2), 234–244. <https://doi.org/10.33795/elkolind.v10i2.3254>
- Bouraiou, A. (2024). A Simple Platform to Establish Supervision, Monitoring, and Control Using Arduino/Ethernet Shield and SCADA via Industrial Modbus TCP/IP Communication Protocol. *Algerian Journal of Renewable Energy and Sustainable Development*, 6(1). <https://doi.org/10.46657/ajresd.2024.6.1.11>
- Condition Monitoring and Diagnostics of Machines—Vibration Condition Monitoring—Part 1: General Procedures (ISO 13373-1:2002). (2002). International Organization for Standardization.
- Efron, B., & Tibshirani, R. J. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall.
- Electrical Insulation—Thermal Evaluation and Designation (IEC 60085:2007). (2007). International Electrotechnical Commission.
- Irfan, M., Mappalotteng, A. M., & Mapeasse, M. Y. (2025). Sistem Early Warning Deteksi Malfungsi pada Motor Listrik 3 Fasa Menggunakan Mikrokontroler Berbasis LoRa Terintegrasi SCADA. *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, 14(1), 90–102. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v14i1.92384>
- Jensen, W. A., Jones-Farmer, L. A., Champ, C. W., & Woodall, W. H. (2006). Effects of Parameter Estimation on Control Chart Properties: A Literature Review. *Journal of Quality Technology*, 38(4), 349–364.
- Montgomery, D. C. (2019). *Introduction to Statistical Quality Control* (8th ed.). Wiley.
- Nashrudin, A. V. (2026). *Perancangan Sistem Monitoring dan Deteksi Anomali Motor Induksi 3 Fasa Berbasis Statistically Derived Threshold*. Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya.
- Pramudita, R. (2025). Perancangan Sistem Pendeteksi Kerusakan Motor Induksi Berbasis IoT dengan Menggunakan Sensor Suhu, Arus dan Getaran. *TELKA*, 11(1), 64–75.
- Quesenberry, C. P. (1993). The Effect of Sample Size on Estimated Limits for $\bar{X}$ and $\bar{X}$ Control Charts. *Journal of Quality Technology*, 25(4), 237–247.
- Rafiq, A. A., Rohman, W. N., & Riyanto, S. D. (2020). Development of a Simple and Low-Cost Smartphone Gimbal with MPU-6050 Sensor. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 1(4), 136–140. <https://doi.org/10.18196/jrc.1428>
- Randall, R. B. (2011). *Vibration-Based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*. Wiley.
- Rotating Electrical Machines—Part 1: Rating and Performance (IEC 60034-1:2022). (2022). International Electrotechnical Commission.
- Shewhart, W. A. (1931). *Economic Control of Quality of Manufactured Product*. Van Nostrand.

- Thejaswi, A. H. (2021). *Induction Motor Condition Monitoring and Controlling Based on IoT*. 4.
- Yusro, I. (2025). Desain Sistem Monitoring Gangguan Motor Induksi Berdasarkan Nilai Suhu, Getaran, dan Konsumsi Arus. *Jurnal Profesi Insinyur Universitas Lampung*, 6(2). <https://doi.org/10.23960/jpi.v6n2.213>