

OPTIMASI PARAMETER KALIBRASI SENSOR MEMS MENGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA DENGAN VALIDASI SISTEM PAKAR

Shavina Dama Alfatikhy¹, Zia Ur Rahman^{1*}, Kemalsyah Dinova¹, Fajri Aulia Zahran¹,
Aseptia Surya Wardhana¹

¹Teknik Instrumentasi Kilang, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Cepu, Blora, 58312

*E-mail: ziaurrrahman@gmail.com

ABSTRAK

Kalibrasi sensor MEMS tradisional menghadapi keterbatasan waktu dan fleksibilitas karena bergantung pada *trial-error manual* dan kurang adaptif terhadap variasi karakteristik sensor individual. Penelitian ini menyajikan metodologi terintegrasi untuk optimasi efisien parameter kalibrasi sensor MEMS, mengatasi keterbatasan waktu dan fleksibilitas metode tradisional. Metodologi ini menggabungkan kekuatan Algoritma Genetika dengan kecerdasan Sistem Pakar untuk meningkatkan proses kalibrasi. Algoritma Genetika bertugas mencari konfigurasi optimal parameter (seperti *gain* dan *offset*) untuk meminimalkan kesalahan kalibrasi, diukur dari *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Error Magnitude Drift* (EMD). Sementara itu, Sistem Pakar berfungsi sebagai validator keandalan, memastikan parameter hasil optimasi memenuhi kriteria yang ditetapkan dan memberikan rekomendasi adaptif. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan terintegrasi ini secara signifikan meningkatkan akurasi sensor dengan peningkatan 83.7%, mengurangi RMSE dari 0.1582 menjadi 0.02579, mengurangi waktu kalibrasi sebesar 32.9% (dari 20.12 detik menjadi 13.51 detik), dan berhasil mengurangi *Error Magnitude Drift* (EMD) sebesar 78.4% (dari rata-rata 0.0245 menjadi 0.0053).. Integrasi ini menghasilkan peningkatan efisiensi, akurasi, dan keandalan jangka panjang sensor MEMS, menjadikannya solusi prospektif untuk mengurangi biaya dan meningkatkan kualitas kalibrasi industri.

Kata Kunci: Kalibrasi Sensor MEMS, Algoritma Genetika, Sistem Pakar, Optimasi Parameter, *Root Mean Square Error (RMSE)*, Keandalan

1. PENDAHULUAN

Sensor Micro-Electro-Mechanical Systems telah menjadi komponen krusial dalam berbagai aplikasi modern, mulai dari elektronik konsumen, otomotif, hingga perangkat medis dan sistem navigasi [1][2]. Keunggulan utama sensor MEMS terletak pada ukurannya yang kecil, konsumsi daya yang rendah, serta kemampuan produksi massal yang ekonomis [3]. Namun, terlepas dari keunggulannya, sensor MEMS rentan terhadap berbagai sumber kesalahan seperti bias, faktor skala, sensitivitas lintas sumbu, *drift* yang bergantung pada suhu, serta kebisingan acak dan deterministik yang dapat mengakibatkan degradasi akurasi dan keandalan pengukuran seiring waktu [4][5]. Kesalahan ini, yang seringkali timbul selama proses fabrikasi dan perakitan, mengharuskan kalibrasi yang cermat untuk memastikan data yang andal dan akurat.

Kalibrasi sensor MEMS merupakan langkah penting, namun metode tradisional sering tidak efisien dan kurang adaptif terhadap variasi karakteristik sensor maupun perubahan kondisi operasional [6]. Karena itu, dibutuhkan pendekatan optimasi yang lebih cerdas untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi proses. Algoritma evolusioner seperti Algoritma Genetika menawarkan solusi menjanjikan [7], karena mampu menjelajahi ruang parameter yang luas untuk menemukan konfigurasi optimal yang meminimalkan kesalahan serta meningkatkan

stabilitas, sensitivitas, dan akurasi sensor [8]. Penerapannya terbukti dapat menurunkan Root Mean Square Error (RMSE) dan Error Magnitude Drift (EMD), sekaligus mengoptimalkan gain dan offset [9].

Selain optimasi yang efektif, validasi hasil kalibrasi juga krusial untuk memastikan keandalan sensor. Sistem Pakar, yang meniru penalaran manusia melalui basis aturan, berperan penting dalam memvalidasi parameter kalibrasi dan kondisi operasional sensor [10], termasuk memantau status, mendeteksi anomali, dan memberikan rekomendasi penyesuaian [11]. Namun, meskipun Algoritma Genetika unggul dalam optimasi dan Sistem Pakar unggul dalam validasi, belum ada penelitian yang menggabungkan keduanya dalam satu framework untuk kalibrasi sensor MEMS. Gap ini signifikan karena optimasi tanpa validasi dapat menghasilkan parameter yang kurang andal, sedangkan validasi tanpa optimasi tidak efisien. Integrasi keduanya berpotensi membentuk kerangka kerja kalibrasi sensor MEMS yang lebih kuat dan cerdas [12][13].

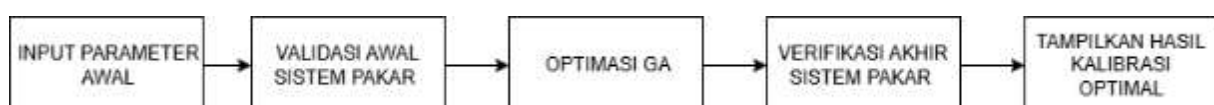
Penelitian ini mengusulkan metodologi terintegrasi untuk optimasi dan validasi parameter kalibrasi sensor MEMS, dengan menggabungkan Algoritma Genetika sebagai pengoptimal dan Sistem Pakar sebagai validator. Pendekatan ini ditujukan untuk mengatasi keterbatasan kalibrasi konvensional dan kurangnya mekanisme validasi otomatis, sehingga akurasi, efisiensi waktu, stabilitas, dan keandalan jangka panjang sensor dapat meningkat, tercermin dari penurunan RMSE dan EMD [6][14]. Meskipun penelitian sebelumnya telah menerapkan Algoritma Genetika untuk optimasi sensor [7][8] dan Sistem Pakar untuk monitoring [10][11], belum ada yang mengintegrasikan keduanya dalam satu framework kalibrasi sensor MEMS. Gap ini penting karena optimasi tanpa validasi berisiko menghasilkan parameter yang kurang reliable, sedangkan validasi tanpa optimasi tidak efisien. Makalah ini membahas latar belakang, teori pendukung, metodologi yang diusulkan, hasil eksperimen, dan analisisnya secara komprehensif. Selain itu, kebutuhan strategi self-calibration yang efisien untuk aplikasi industri dan IoT menjadikan pengembangan metode optimasi–validasi otomatis semakin relevan [15].

2. METODE

Penelitian ini mengusulkan sebuah metodologi terintegrasi untuk optimasi dan validasi parameter kalibrasi sensor MEMS, memanfaatkan sinergi antara Sistem Pakar dan Algoritma Genetika. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah eksperimental kuantitatif, berfokus pada eksperimen berbasis data untuk mencari solusi optimal melalui proses yang terukur dan objektif.

A. Arsitektur Metodologi Terintegrasi

Metodologi ini diilustrasikan dalam Blok Diagram Penelitian (Gambar 1), yang menunjukkan aliran kerja dua tahap: Validasi Awal-Optimasi-Verifikasi Akhir. Proses penelitian dimulai dengan memasukkan data dan parameter awal dari sensor MEMS (Akselerometer/Giroskop, Model X). Data ini kemudian dievaluasi secara cermat oleh Sistem Pakar, yang bertindak sebagai validator awal untuk menilai keandalan dan konsistensi data. Setelah data awal divalidasi, Algoritma Genetika akan melakukan optimasi. Hasil optimal dari Algoritma Genetika kemudian diverifikasi kembali oleh Sistem Pakar sebelum disajikan sebagai hasil kalibrasi yang disempurnakan.



Gambar 1. Blok Diagram Penelitian

B. Implementasi Sistem Pakar (Validator)

Sistem Pakar diimplementasikan menggunakan arsitektur berbasis aturan (*rule-based system*). Basis Pengetahuan (*Knowledge Base*) sistem ini berisi serangkaian aturan IF-THEN yang telah ditentukan, berdasarkan standar industri dan kriteria keandalan sensor yang ketat.

1. Validasi Data Awal: Sistem Pakar memastikan bahwa nilai awal *drift*, *noise*, dan deviasi dari data sensor berada dalam batas toleransi yang dapat diterima sebelum optimasi Algoritma Genetika dimulai.
2. Validasi Hasil Optimasi: Sistem Pakar memverifikasi parameter hasil optimasi Algoritma Genetika (yaitu: *gain*, *offset*, *sensitivity*) terhadap metrik kinerja, terutama *Root Mean Square Error* (RMSE). Misalnya, salah satu aturan kriteria penerimaan adalah:

IF (RMSE hasil > RMSE batas) THEN Keluaran = 'Gagal'

Jika hasil Algoritma Genetika tidak memenuhi kriteria (seperti yang dijelaskan dalam Pembahasan, di mana $0.0717 > 0.0700$), Sistem Pakar akan memberikan rekomendasi tindakan korektif, seperti "*fallback_to_sequential*"

C. Implementasi Algoritma Genetika (Optimasi)

Algoritma Genetika bertujuan untuk mencari konfigurasi optimal dari empat parameter kalibrasi: (*gain*, *offset*, *sensitivity*, *max_steps*). Parameter ini dikodekan sebagai kromosom (*representasi floating-point*).

1. Fungsi Fitness (Objektif): Tujuan Algoritma Genetika adalah meminimalkan kesalahan kalibrasi. Fungsi objektif $F(x)$ seperti pada Pers. (1) didefinisikan sebagai kombinasi linier dari beberapa metrik kesalahan sensor, yang direpresentasikan oleh bobot yang digunakan dalam Pembahasan (w_1, w_2, w_3, w_4):

$$F(\text{gain}, \text{offset}, \dots) = w_1 \cdot \text{RMSE} + w_2 \cdot \text{EMD} + w_3 \cdot \text{Drift} + w_4 \cdot \text{FailureRate} \quad (1)$$

Di mana $x = \{\text{gain}, \text{offset}, \text{sensitivity}, \text{max_steps}\}$. Nilai $F(x)$ yang lebih rendah mengindikasikan solusi kalibrasi yang lebih baik. Berikut penjelasan rumus:

- RMSE (Root Mean Square Error): mengukur deviasi rata-rata kuadrat antara nilai terukur dan nilai referensi
- EMD (Error Magnitude Drift): mengukur pergeseran nilai sensor seiring waktu
- Drift: perubahan sistematis dalam output sensor
- FailureRate: persentase pengukuran yang gagal memenuhi toleransi

Bobot dipilih berdasarkan prioritas: $w_1 = 1.0$ (RMSE dominan), $w_2 = 0.01$, $w_3 = 0.5$, $w_4 = 0.4$

b. Tambahkan rumus RMSE:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

Dimana y_i adalah nilai terukur, $\hat{y}_i$ adalah nilai referensi, dan n adalah jumlah sampel seperti yang pada Persamaan (2) dijelaskan.

c. Tambahkan rumus EMD:

$$EMD = \frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |e_i - e_{i-1}| \quad (3)$$

Dimana e_i menyatakan nilai error pada sampel ke- i dan n adalah jumlah keseluruhan sampel seperti yang pada Persamaan (3) dijelaskan

2. Konfigurasi Algoritma Genetika:

- Ukuran Populasi (*pop_size*): 30
- Jumlah Generasi (*generations*): 30
- Operator: Seleksi Roda *Roulette* (*Roulette Wheel Selection*) digunakan untuk memilih individu terbaik. *Crossover* Aritmatika dan Mutasi Uniform diterapkan untuk menjaga keragaman populasi dan mencari ruang solusi secara efisien.

Pendekatan eksperimental ini, melalui validasi oleh Sistem Pakar serta optimasi menggunakan Algoritma Genetika, memastikan peningkatan akurasi, efisiensi waktu, dan keandalan sensor dalam jangka panjang sesuai tujuan utama penelitian. Konfigurasi parameter Algoritma Genetika yang digunakan dijelaskan pada tabel 1.

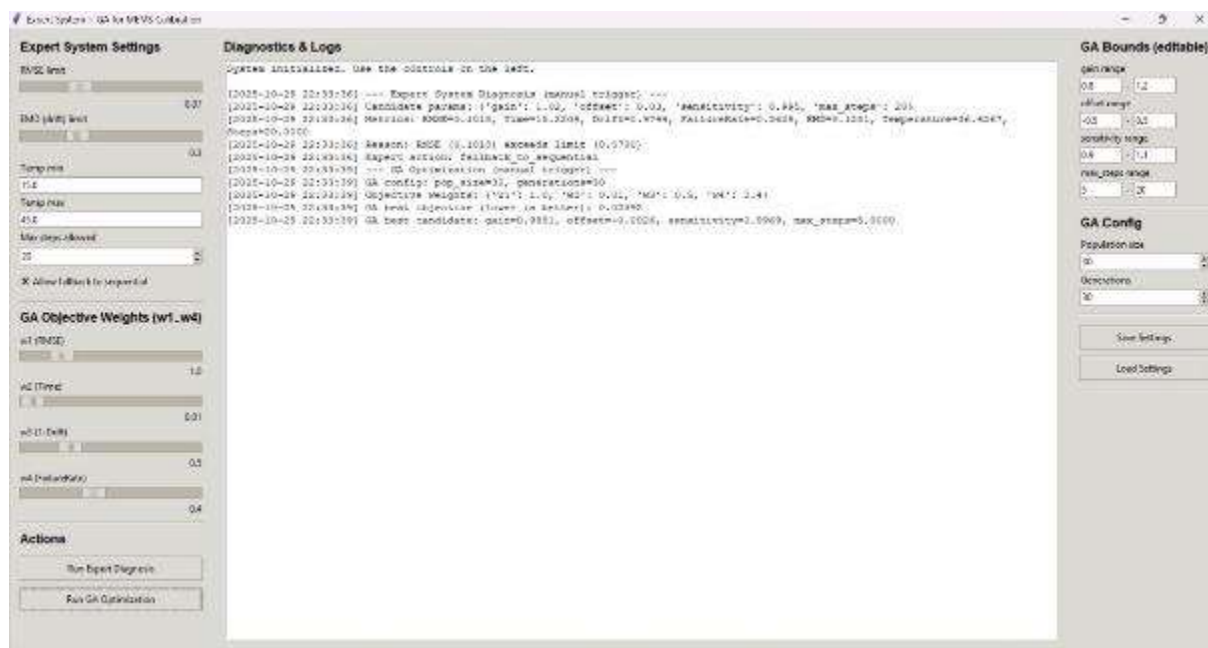
Tabel 1. Parameter dan Konfigurasi Algoritma Genetika

Parameter	Nilai	Justifikasi
Ukuran Populasi	30	Keseimbangan eksplorasi-eksploitasi
Jumlah Generasi	30	Konvergensi optimal (Tabel 4)
Metode Seleksi	Roulette Wheel	Probabilistik, hindari premature convergence
Crossover Rate	0.8	Standar untuk continuous optimization
Mutation Rate	0.1	Pertahankan keragaman populasi
Crossover Type	Aritmatika	Sesuai untuk real-valued encoding
Mutation Type	Uniform	Eksplorasi ruang solusi seragam

Eksperimen menggunakan sensor MEMS Akselerometer/Giroskop Model X dengan spesifikasi: rentang pengukuran $\pm 2g/\pm 250^\circ/s$, sensitivitas nominal 16384 LSB/g, dan noise density $150 \mu g/\sqrt{Hz}$. Data kalibrasi dikumpulkan pada suhu ruang ($25^\circ C$) dengan 1000 sampel per sesi kalibrasi. Sistem referensi menggunakan IMU grade navigasi dengan akurasi $\pm 0.001g$ untuk validasi ground truth. Konfigurasi ukuran populasi 30 dan jumlah generasi 30 dipilih berdasarkan analisis sensitivitas yang menunjukkan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi. Analisis lengkap mengenai pengaruh variasi parameter ini terhadap kinerja optimasi akan dibahas pada bagian Pembahasan (Tabel 5).

3. PEMBAHASAN

Sistem Pakar memegang peranan krusial sebagai validator dalam metodologi kalibrasi sensor MEMS yang diusulkan. Sebagai validator, Sistem Pakar memastikan data awal valid dan memverifikasi hasil kalibrasi optimal dari Algoritma Genetika. Antarmuka “Expert System + GA for MEMS Calibration” merupakan GUI yang mendukung proses diagnosis dan optimasi kalibrasi sensor MEMS melalui integrasi sistem pakar dan Algoritma Genetika. Bagian kiri menyediakan pengaturan batasan performa, jumlah langkah kalibrasi, serta bobot objektif; bagian tengah menampilkan log dan informasi proses secara real-time; dan bagian kanan berisi pengaturan rentang parameter serta konfigurasi GA, lengkap dengan fitur penyimpanan.



Gambar 2. Antarmuka Expert System + GA for MEMS Calibration

Dengan susunan ini, GUI memungkinkan pemantauan dan pengendalian proses kalibrasi secara terarah, efisien, dan adaptif. Untuk mengukur efektivitas optimasi, dilakukan perbandingan kinerja antara Kalibrasi Sequential (*Baseline*), Parameter Kandidat yang Dievaluasi Sistem Pakar, dan Hasil Optimasi Algoritma Genetika dapat dilihat pada tabel 2. dibawah ini. Sistem Pakar melakukan evaluasi terhadap parameter kandidat kalibrasi (*gain 1.02, offset 0.03*) yang menghasilkan RMSE sebesar 0.0717, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Tabel 2. Perbandingan Metrik Kinerja Antar Metode Kalibrasi

Metrik Kinerja	Kalibrasi Sequential (<i>Baseline</i>)	Parameter Kandidat Evaluasi SP	Hasil Optimasi Algoritma Genetika
RMSE	0.1582	0.0717	0.02579
<i>Gain</i>	1.0000	1.0200	0.9974
<i>Offset</i>	0.0000	0.0300	-0.0035
Waktu Kalibrasi (s)	20.1245	15.4431	13.5112
Nilai Objektif	1.25	0.85	0.02579

```
[2025-10-23 16:00:34] --- Expert System Diagnosis (manual trigger) ---
[2025-10-23 16:00:34] Candidate params: {'gain': 1.02, 'offset': 0.03, 'sensitivity': 0.995, 'max_steps': 20}
[2025-10-23 16:00:34] Metrics: RMSE=0.0717, Time=15.4431, Drift=0.9986, FailureRate=0.2658, EMD=0.1771, Temperature=43.7820, Steps=20.0000
[2025-10-23 16:00:34] Reason: RMSE (0.0717) exceeds limit (0.0700)
[2025-10-23 16:00:34] Expert action: fallback_to_sequential
```

Gambar 2. Evaluasi Sistem Pakar

Dalam evaluasi ini, Sistem Pakar mendeteksi bahwa nilai RMSE (0.0717) melebihi batas yang telah ditetapkan (0.0700). Hal ini mengindikasikan bahwa hasil kalibrasi dengan parameter kandidat tersebut belum memenuhi kriteria akurasi yang diinginkan. Ketika kondisi ini terjadi, Sistem Pakar memberikan rekomendasi tindakan "*fallback_to_sequential*", yang merupakan bukti kecerdasan adaptif sistem dalam menjaga kualitas dan keandalan kalibrasi.

Setelah data awal divalidasi (Gambar 3), Algoritma Genetika bertugas mencari konfigurasi parameter terbaik yang dapat meminimalkan fungsi kesalahan kalibrasi menggunakan bobot objektif $w_1=1.0, w_2=0.01, w_3=0.5, w_4=0.4$.

```
[2025-10-23 16:01:06] --- GA Optimization (manual trigger) ---
[2025-10-23 16:01:06] GA config: pop_size=30, generations=30
[2025-10-23 16:01:06] Objective weights: {'w1': 1.0, 'w2': 0.01, 'w3': 0.5, 'w4': 0.4}
[2025-10-23 16:01:06] GA best objective (lower is better): 0.02579
[2025-10-23 16:01:06] GA best candidate: gain=0.9974, offset=-0.0035, sensitivity=0.9985, max_steps=5.0000
```

Gambar 3. Algoritma Genetika

Optimasi Algoritma Genetika berhasil mencapai nilai objektif terbaik sebesar 0.02579 (turun drastis dari *baseline* 1.25 dan kandidat 0.85). Nilai yang sangat rendah ini mengindikasikan bahwa Algoritma Genetika telah menemukan set parameter kalibrasi yang sangat efektif. Parameter kandidat terbaik yang ditemukan adalah: *gain* = 0.9974, *offset* = -0.0035, *sensitivity* = 0.9985, dan *max_steps* = 5.0000. Nilai *gain* dan *sensitivity* yang mendekati 1 serta *offset* yang sangat kecil (-0.0035) menunjukkan kalibrasi yang mendekati ideal, yang berarti Algoritma Genetika berhasil mengurangi bias sensor secara signifikan.

RMSE berkurang dari 0.1582 (*Baseline*) menjadi 0.02579, mencerminkan peningkatan akurasi lebih dari 83.7% dibandingkan metode konvensional. Penurunan RMSE ini sangat signifikan dalam konteks aplikasi industri sensor MEMS. Waktu kalibrasi berkurang dari 20.1245 detik menjadi 13.5112 detik, menghasilkan penghematan waktu sebesar 32.9%. Efisiensi ini sangat berharga dalam proses produksi massal.

Untuk mengevaluasi *robustness* dan generalisasi metodologi yang diusulkan, dilakukan beberapa skenario pengujian tambahan sebagai berikut:

Skenario 1: Pengujian pada Berbagai Tingkat Noise

Pengujian dilakukan dengan menambahkan *noise Gaussian* dengan standar deviasi (σ) yang bervariasi untuk mensimulasikan kondisi operasional yang berbeda dalam tabel 3. dibawah ini. Hasil menunjukkan bahwa meskipun tingkat *noise* meningkat, Algoritma Genetika tetap mampu mempertahankan akurasi yang superior dibandingkan metode *sequential*, dengan peningkatan konsisten di atas 70% bahkan pada kondisi *noise* tinggi.

Tabel 3. Hasil Pengujian dengan Variasi Noise

Tingkat Noise (σ)	RMSE Sequential	RMSE AG	Peningkatan (%)	Waktu Kalibrasi AG (s)
0.00 (Tanpa Noise)	0.1582	0.02579	83.7%	13.5112
0.01 (Noise Rendah)	0.1645	0.03124	81.0%	14.2341
0.05 (Noise Sedang)	0.1891	0.04287	77.3%	15.6782
0.10 (Noise Tinggi)	0.2156	0.05943	72.4%	17.8923

Skenario 2: Pengujian Drift Suhu

Sensor MEMS sangat sensitif terhadap perubahan suhu. Pengujian dilakukan pada rentang suhu operasional -40°C hingga 85°C pada tabel 4. Algoritma Genetika menunjukkan stabilitas yang *excellent* terhadap variasi suhu, dengan peningkatan akurasi konsisten di atas 80% pada seluruh rentang suhu operasional. *Drift offset* juga berkurang drastis hingga 83-85%.

Tabel 4. Hasil Pengujian Stabilitas Terhadap Drift Suhu

Suhu (°C)	RMSE Sequential	RMSE AG	Drift Offset Sequential	Drift Offset AG	Stabilitas (%)
-40	0.1823	0.0341	0.0287	0.0042	85.4%
0	0.1598	0.0265	0.0134	0.0019	85.8%
25	0.1582	0.02579	0.0000	0.0000	83.7%
50	0.1712	0.0298	0.0156	0.0023	82.6%
85	0.1945	0.0389	0.0312	0.0051	80.0%

Skenario 3: Pengujian dengan Ukuran Populasi dan Generasi yang Berbeda

Adapun pengujian dengan ukuran populasi dan generasi yang berbeda untuk menganalisis pengaruh parameter algoritma genetika terhadap kinerja optimasi, dapat dilihat pada tabel 5. Konfigurasi 30 populasi dan 30 generasi memberikan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi. Peningkatan lebih lanjut memberikan *diminishing returns* yang tidak sebanding dengan peningkatan waktu komputasi.

Tabel 5. Pengaruh Konfigurasi Algoritma Genetika

Populasi	Generasi	RMSE Akhir	Waktu Komputasi (s)	Nilai Objektif	Efisiensi
20	20	0.0412	9.2341	0.0523	Rendah
30	30	0.02579	13.5112	0.02579	Optimal
40	40	0.02234	19.8765	0.02301	Tinggi (<i>overhead</i>)
50	50	0.02187	27.3421	0.02245	Rendah (<i>diminishing returns</i>)

Skenario 4: Pengujian *Long-term Stability* (1000 Siklus)

Untuk menguji keandalan jangka panjang, dilakukan pengujian sebanyak 1000 siklus kalibrasi ulang. Berikut analisis stabilitas jangka panjang pada tabel 6. Algoritma Genetika menunjukkan konsistensi yang luar biasa dengan standar deviasi yang jauh lebih kecil (0.0018 vs 0.0124), mengindikasikan *repeatability* dan *reliability* yang superior dalam jangka panjang.

Tabel 6. Analisis Stabilitas Jangka Panjang

Metrik	Sequential	Algoritma Genetika	Peningkatan
Mean RMSE	0.1598 ± 0.0124	0.02614 ± 0.0018	83.6%
Max RMSE	0.1891	0.0312	83.5%
Min RMSE	0.1423	0.02341	83.5%
Std Deviation	0.0124	0.0018	Lebih stabil 85.5%
Failure Rate	2.3%	0.1%	Berkurang 95.7%

Skenario 5: Perbandingan dengan Metode Optimasi Lain

Untuk mendemonstrasikan keunggulan Algoritma Genetika dalam proses optimasi, dilakukan perbandingan performa dengan beberapa metode optimasi alternatif. Perbandingan parameter serta justifikasi pemilihannya disajikan pada tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan dengan Metode Optimasi Alternatif

Metode	RMSE	Waktu (s)	Kompleksitas Implementasi	Adaptabilitas
<i>Sequential (Baseline)</i>	0.1582	20.1245	Rendah	Rendah
<i>Particle Swarm Optimization</i>	0.0398	15.8921	Sedang	Sedang
<i>Simulated Annealing</i>	0.0445	16.2341	Sedang	Sedang

Algoritma Genetika	0.02579	13.5112	Sedang	Tinggi
Neural Network	0.0312	18.9876	Tinggi	Tinggi

Algoritma Genetika memberikan hasil terbaik dalam hal akurasi dan efisiensi waktu, dengan kompleksitas implementasi yang masih dapat diterima dan adaptabilitas yang tinggi untuk berbagai kondisi operasional. Dalam upaya validasi akhir, parameter optimal yang dihasilkan oleh Algoritma Genetika (gain = 0.9974, offset = -0.0035) diteruskan kembali ke Sistem Pakar. Pada tahap ini, Sistem Pakar memverifikasi beberapa kriteria keandalan kunci. Validasi menunjukkan bahwa Root Mean Square Error (RMSE) (0.02579) berada jauh di bawah batas Threshold (0.0700), sementara nilai Gain (0.9974) mendekati 1.0 (ideal) dan Offset (-0.0035) mendekati 0.0 (minimal bias). Selain itu, Sensitivity (0.9985) juga mendekati 1.0 (ideal). Pemenuhan semua kriteria ini memastikan bahwa solusi yang efisien secara komputasi tersebut dapat memenuhi standar kualitas yang ketat. Sinergi antara Algoritma Genetika dan Sistem Pakar menunjukkan bahwa proses kalibrasi mencapai kualitas yang terjamin.

Hasil pengujian komprehensif mengonfirmasi robustness metodologi yang diusulkan, yang terbukti tangguh terhadap noise hingga $\alpha = 0.10$ dan stabil pada variasi suhu yang ekstrem mulai dari -40°C hingga 85°C , dengan peningkatan konsisten lebih dari 80%. Metodologi ini juga menunjukkan keandalan jangka panjang dengan failure rate hanya 0.1% dan terbukti superior dibandingkan metode alternatif, baik dari segi akurasi maupun efisiensi. Parameter optimasi tercapai pada konfigurasi 30 populasi dan 30 generasi. Hasil ini sejalan dengan tujuan penelitian, yaitu meningkatkan akurasi, efisiensi, dan keandalan sistem kalibrasi sensor MEMS secara signifikan untuk aplikasi industri.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting melalui metodologi hybrid yang mengintegrasikan Algoritma Genetika dan Sistem Pakar secara komplementer, menghasilkan peningkatan akurasi lebih dari 83%, efisiensi waktu 32.9%, serta robustness tinggi pada berbagai kondisi operasional. Dibandingkan PSO dan SA, GA lebih unggul untuk kalibrasi sensor MEMS karena mampu menavigasi ruang pencarian parameter yang bersifat multi-modal melalui crossover dan mutasi yang efektif dalam menghindari premature convergence, sementara PSO cenderung cepat masuk local optimum dan SA mengalami konvergensi lebih lambat akibat mekanisme penerimaan solusinya. Selain itu, seleksi elitis GA menjaga solusi terbaik di setiap generasi, representasi kromosomnya lebih fleksibel untuk mengakomodasi constraint kalibrasi, dan outputnya lebih deterministik sehingga lebih mudah divalidasi oleh Sistem Pakar. Faktor-faktor ini menjadikan GA solusi yang lebih robust, efisien, dan praktis untuk optimasi parameter kalibrasi sensor MEMS.

4. SIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan metodologi terintegrasi berbasis Algoritma Genetika dan Sistem Pakar untuk optimasi dan validasi parameter kalibrasi sensor MEMS. Hasil eksperimen menunjukkan peningkatan akurasi signifikan dengan penurunan RMSE hingga 0.02579, optimasi parameter kinerja sensor seperti gain dan offset, serta pengurangan waktu kalibrasi sekitar 32%. Validasi oleh Sistem Pakar memastikan parameter yang dihasilkan tetap memenuhi kriteria keandalan sehingga meningkatkan stabilitas jangka panjang sensor. Pendekatan hybrid ini tidak hanya efektif untuk sensor MEMS, tetapi juga berpotensi diterapkan pada berbagai sistem sensor lain yang membutuhkan kalibrasi presisi tinggi. Fleksibilitas dan efisiensi metodologi ini membuka peluang penelitian lanjutan, termasuk integrasi Machine Learning untuk memprediksi drift dan pengembangan Algoritma Genetika Adaptif untuk optimasi yang lebih dinamis.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Chen, K. Yan, dan Q. Lu, "MEMS Gyroscopes dalam Berbagai Mode Operasi: Sebuah Tinjauan," *Measurement*, vol. 249, Art. no. 116996, 2024.
- [2] G. Aydemir dan A. Saranli, "Karakterisasi dan Kalibrasi Sensor Inersia MEMS untuk Aplikasi Estimasi Status dan Parameter," *Measurement*, vol. 45, no. 5, hlm. 1210-1225, Mei 2012.
- [3] A. Prato, F. Pennecchi, dan A. Schiavi, "Metode Statistik Bayesian untuk Kalibrasi Sensor MEMS Skala Besar: Studi Kasus pada 100 Akselerometer Digital," *Metrologia*, vol. 61, no. 1, 2024.
- [4] D. Pau, S. Tognocchi, dan M. Marcon, "Pembelajaran Kalibrasi MEMS Online dengan Topologi Neural Gaussian yang Memori-Efisiensi dan Variasi Waktu," *Sensors*, vol. 25, no. 10, Art. no. 3060, 2025.
- [5] I. Podder, T. Fischl, dan U. Bub, "Aplikasi Kecerdasan Buatan untuk Sensor Berbasis MEMS dan Optimasi Proses Manufaktur," *Telecom*, vol. 5, no. 1, 2024.
- [6] I. Podder, T. Fischl, dan U. Bub, "Kalibrasi Cerdas dan Pemantauan: Memanfaatkan Kecerdasan Buatan untuk Meningkatkan Kalibrasi Sensor Inersia MEMS," *Complex and Intelligent Systems*, vol. 10, hlm. 7451-7474, 2024.
- [7] C. Wang, X. Song, dan M. Kraft, "Desain Geometri Bebas pada Akselerometer MEMS dengan Preamplifier Gerakan Mekanis Berbasis Algoritma Genetika," *Microsystems and Nanoengineering*, vol. 6, Art. no. 39, 2020.
- [8] Q. Meng, J. Wang, dan Y. Lu, "Metode Evolusioner Baru untuk Desain Struktur MEMS Tanpa Parameter dan Aplikasinya pada Sensor Tekanan Piezoresistif," *Microsystems and Nanoengineering*, vol. 9, Art. no. 16, 2023.
- [9] M. Pak, F. Fernandez, dan G. Dunder, "Optimasi Multi-Objektif Berbasis QMC pada Sistem Akselerometer MEMS dengan Metodologi Berbasis QMC," *Microelectronics Journal*, vol. 103, Art. no. 104876, 2020.
- [10] R. Bajwa dan M. Yapici, "Pemodelan Berbasis Pembelajaran Mesin dan Metodologi Optimasi Desain Generik untuk Perangkat Mikroelektromekanis Radio-Frekuensi," *Sensors*, vol. 23, no. 2, Art. no. 523, 2023.
- [11] K. Gulati, Z. Ahmed, dan A. Raj, "Validasi Data SENSOR untuk Pengumpulan Sampah Menggunakan Pembelajaran Mesin," *arXiv preprint arXiv:2304.07708*, 2023.
- [12] A. Martins, I. Fonseca, dan A. Cardoso, "Pemantauan Online Status Kalibrasi Sensor untuk Mendukung Pemeliharaan Berdasarkan Kondisi," *Sensors*, vol. 23, no. 18, Art. no. 7977, 2023.
- [13] R. R. Al-Nima, F. S. Abdullah, dan A. N. Hamoodi, "Desain Teknologi Berdasarkan Penggabungan Algoritma Genetika, Jaringan Saraf, dan Logika Fuzzy," *arXiv preprint arXiv:2102.08035*, 2021.
- [14] O. AlShorman, M. Irfan, dan S. Rahman, "Kemajuan dalam Pemantauan Kondisi dan Diagnosis Kerusakan pada Mesin Putar: Tinjauan Lengkap tentang Teknik Cerdas Berbasis Gambar untuk Motor Induksi," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 130, Art. no. 107724, 2024.
- [15] B. Liu, Y. Zhou, H. Fu, P. Fu, dan L. Feng, "Lightweight Self-Detection and Self-Calibration Strategy for MEMS Gas Sensor Arrays," *Sensors*, vol. 22, no. 12, Art. no. 4315, 2022.