# BAB II
# TINJAUAN PUSTAKA

Teori-teori yang berkaitan langsung dengan sistem yang diteliti dibahas dalam bab ini. Uraian tersebut disusun sebagai bekal pemahaman sebelum memasuki tahap analisis, sekaligus sebagai pijakan untuk mengidentifikasi kebutuhan yang diperlukan sepanjang proses penelitian.

## 2.1 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas masalah keandalan brush-Slip Ring pada generator. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1] mempelajari karakteristik resistansi kontak dan keausan pada metal-graphite brush dengan eksitasi dinamis melalui pendekatan eksperimental, namun fokusnya pada karakterisasi mekanis tanpa optimasi parameter operasional. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.** meneliti pengaruh kondisi kontak pada gesekan pembawa arus brush-ring dengan pendekatan tribologi, menghasilkan pemahaman mekanisme kontak namun tidak melibatkan optimasi multi-parameter. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.** mengembangkan sistem fault monitoring berbasis sensor untuk collector ring dan carbon brush, fokus pada deteksi gangguan tanpa fase optimasi preventif.

Posisi penelitian ini dalam peta literatur terletak pada integrasi tiga aspek yang sebelumnya dibahas secara terpisah:

1. pemodelan termal-elektrik berbasis prinsip fisika kontak listrik (Hukum Holm) yang menghasilkan persamaan dimensional konsisten.

2. Optimasi multi-parameter dengan PSO untuk mencari kombinasi jenis *carbon brush* tekanan pegas, jumlah brush, dan tahanan isolasi, Kondisi permukaan *Slip Ring (Roundness dan Roughness)*, Geometri *Slip Ring* (Keliling) dan data aktual kondisi exciter (Tegangan, RPM, Arus Excitasi) yang menghasilkan hasil temperatur prediktif yang paling optimal.

3. Validasi terhadap data lapangan operasional pembangkit komersial PLTA Tulungagung selama tiga tahun. Kontribusi spesifik penelitian ini meliputi formulasi model fisis dengan

trade-off mekanis-elektrik (rugi Joule yang turun dengan tekanan vs rugi gesek yang naik dengan tekanan), pendekatan single-point validation yang lazim untuk studi instalasi pembangkit komersial, serta sensitivity analysis bobot fitness yang menunjukkan stabilitas solusi optimum suatu pendekatan yang belum dijumpai pada literatur sejenis untuk kasus generator hidro berkapasitas menengah.

## 2.2 Landasan Teori

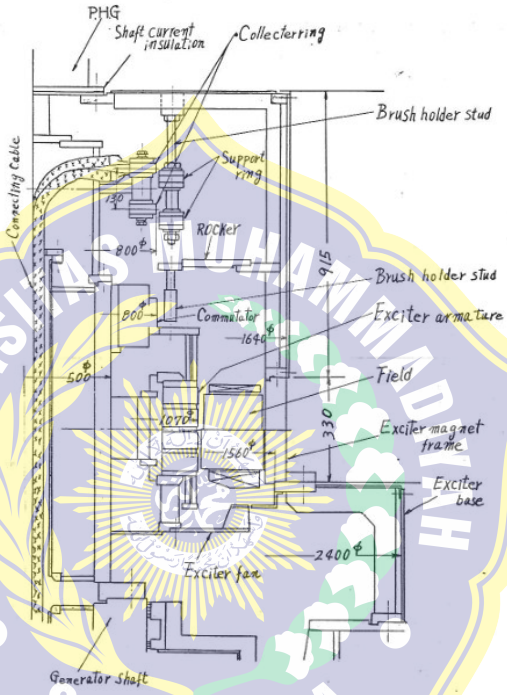
Penelitian ini berlandaskan pada teori kelistrikan dasar (Hukum Ohm, Kirchhoff, dan Joule) untuk menganalisis hubungan arus, hambatan, dan efek panas pada sistem eksitasi. Analisis juga didukung oleh teori mengenai sifat material *carbon brush* dan interaksinya dengan *slip ring* baja guna mengevaluasi resistansi kontak dan keausan fisik. Seluruh kajian ini diselaraskan dengan standar [7] dan [8] turut digunakan sebagai acuan batas minimum tahanan isolasi generator, dengan menggunakan metode pengujian Megger untuk mengevaluasi kebocoran arus. Untuk menyelesaikan masalah operasional, algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) diterapkan guna mengoptimalkan kombinasi parameter seperti tekanan pegas, jumlah *brush*, dan resistansi isolasi. Pendekatan ini bertujuan menekan suhu kerja dan menyeimbangkan distribusi arus. Kombinasi komprehensif antara teori, standar global, dan solusi praktis ini diharapkan dapat memperkuat keandalan sistem eksitasi di PLTA..

### 2.2.1 Sistem Eksitasi

#### 2.2.1.1 Definisi Sistem Eksitasi

Sistem eksitasi memegang peranan krusial pada generator sinkron dalam menyuplai arus medan ke kumparan rotor untuk menginduksi tegangan pada stator. Keandalan sistem ini menentukan kestabilan tegangan keluaran generator agar tetap berada pada nilai nominalnya. Pada unit pembangkit PLTA Tulungagung berkapasitas 2 x 18 MW, arus eksitasi nominal sebesar 832 A dengan tegangan 85 V DC dialirkan menuju rotor lewat interkoneksi mekanis-elektrik berupa *brush* dan *slip ring*. Berbeda dengan sistem konvensional (generator DC) atau sistem tanpa sikat (*brushless*), PLTA Tulungagung menerapkan sistem eksitasi statis berbasis penyearah thyristor. Meskipun sistem statis ini menawarkan keunggulan berupa

respon yang sangat cepat terhadap dinamika beban, interaksi fisik pada komponen *brush* dan *slip ring* memicu keausan yang memerlukan manajemen pemeliharaan secara berkala.. Dibawah ini gambar teknik dari eksitasi PLTA Tulungagung.




Gambar 2.1 Skema Teknik Sistem Eksitasi PLTA Tulungagung

**2.2.1.2 Tujuan Eksitasi**

a. Menjaga tegangan output generator konstan.
b. Mengatur faktor daya *(power factor).*
c. Menjaga stabilitas sistem tenaga listrik.

**2.2.1.3 Jenis Sistem Eksitasi**

Pembagian sistem eksitasi secara global terdiri atas tiga konfigurasi utama, yaitu:

a. **Sistem Eksitasi DC:** Menggunakan generator DC mekanis sebagai sumber utama arus eksitasi.

b. **Sistem Eksitasi AC berbasis *Rectifier*:** Memanfaatkan alternator tambahan untuk menghasilkan daya AC yang kemudian disearahkan melalui komponen *rectifier* statis atau dinamis.
c. **Sistem Eksitasi Statis:** Menjadikan suplai AC internal dari sistem sebagai input yang disearahkan langsung untuk memenuhi kebutuhan arus medan pada kumparan rotor.

### 2.2.2 *Carbon Brush*

*Carbon brush* berfungsi menghubungkan terminal stasioner sumber arus eksitasi dengan kumparan rotor yang berputar lewat perantara *slip ring*. Komponen kontak gerak ini umumnya memanfaatkan material berbasis paduan karbon dengan grafit atau logam (misalnya *electrographite*, *natural graphite*, atau *metal-graphite*) demi menyesuaikan karakteristik lingkungan, kecepatan slip, dan densitas arus yang dibutuhkan [9]**.** Berdasarkan rekomendasi rekayasa di PLTA Tulungagung, sikat karbon yang diaplikasikan menggunakan bahan *natural graphite* berukuran 32 x 25 panjang 40 mm Spesifikasi tersebut dipilih karena mampu memadukan hantaran listrik yang baik sekaligus meminimalkan laju keausan mekanis.

#### 2.2.2.1 Komposisi Material Carbon Brush

a. *Graphite* (alam maupun *synthetic*): bahan utama karena konduktivitas listrik yang baik dan koefisien gesek rendah.
b. Resin/Binding Material: digunakan sebagai pengikat grafit, mempengaruhi kekuatan mekanis.
c. Aditif Logam (tembaga, perunggu, perak): meningkatkan konduktivitas listrik, tetapi juga mempengaruhi keausan dan panas gesekan.

#### 2.2.2.2 Karakteristik Material

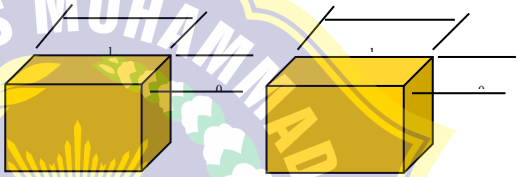
a. Kekerasan (*Hardness*): memengaruhi keausan dan interaksi dengan *Slip Ring*. *Carbon brush* yang terlalu keras bisa mempercepat kerusakan *Slip Ring,* sedangkan terlalu lunak aus lebih cepat.
b. Resistivitas Listrik: menentukan kemampuan hantar arus.
c. Koefisien Gesek: berhubungan langsung dengan panas yang dihasilkan
d. Keausan (*Wear Rate*): memengaruhi umur pakai *brush*

#### 2.2.2.3 Klasifikasi Carbon Brush

a. *Electrographite*: grafit sintetis, stabil pada temperatur tinggi, tahan aus.
b. *Metal Graphite*: campuran grafit dengan logam, daya hantar listrik tinggi, cocok untuk arus besar.
c. *Resin Bonded*: grafit dengan pengikat resin, lebih lunak, cocok untuk *Slip Ring* keras (*steel/stainless*).
d. Natural Graphite (*Soft Graphite*): lunak, lebih aman untuk *Slip Ring*, tetapi mengalami keausan.

### 2.2.3 Brush Pressure

Pada kebanyakan *Brush manufacture* pengukuran tekanan *brush* berdasarkan luasan *carbon brush*.dibawah ini Adalah gambar pengukuran luasan *carbon brush*.



Luasan *carbon brush* = 1,5" x 0.5" = 0.75"

Gambar 2.2 Pengukuran Luasan Carbon Brush

Efek carbon pressure:

a. *Low pressure*. Akan menyebabkan "*electrical wear*" karena. *loose contact* (*unstable brush commutator contact*), pergerakan *brush* akan "*bouncing*" akirnya akan menimbulkan percikan bunga api.

b. *High pressure*. Akan menimbulkan "*over-friction*" commutator

### 2.2.4 Geometri Kondisi Carbon Brush

**Kecepatan Keliling (Peripheral Speed)** Kecepatan ini menentukan pemilihan jenis sikat dan desain *Slip Ring*.

**Rumus:** $\mathbf{v = \frac{(\pi \times d \times n)}{60.000}}$ **(1)**

Untuk kecepatan di atas 25 m/s, disarankan permukaan

sikat diberi slot untuk mengurangi efek aerodinamis, dan di atas 50 m/s, gunakan *grade* hitam (*black grad*e).

Pendekatan ini diperlukan agar sistem analitik berbasis web dapat digunakan untuk berbagai ukuran slip ring, tidak terbatas hanya pada PLTA Tulungagung.

### 2.2.5 Jumlah Maksimum Carbon Brush terhadap Keliling Slip Ring

Keliling slip ring dihitung dengan persamaan:

$$K = \pi \cdot D \quad (2)$$

Pitch aktual adalah jarak linear antar brush yang terpasang di atas permukaan Slip Ring, dihitung berdasarkan pembagian keliling Slip Ring dengan jumlah brush yang aktif. n a (Jumlah A-Spot)

$$\text{pitch} = \frac{K}{N} \text{ (harus} \geq \text{Wb+S = 75)} \quad (3)$$

pitch aktual berfungsi sebagai parameter geometris validasi, bukan variabel optimasi. Nilai ini memastikan bahwa hasil rekomendasi PSO (misalnya N=24) secara fisik feasible brush benar-benar bisa dipasang tanpa overlap.

Referensi yang relevan untuk aspek geometris brush arrangement ini antara lain pada IEC 60034-1 (Rotating Electrical Machines Rating and Performance) dan Slade, G.C. "Electrical Contacts: Principles and Applications" (2014), CRC Press keduanya membahas constraint geometris brush-Slip Ring dalam desain generator.

Jumlah maksimum brush dihitung dengan persamaan:

$$Nmax = \lfloor \frac{K}{Pmin} \rfloor \quad (4)$$

| Simbol | Keterangan | Satuan |
|---|---|---|
| K | Keliling slip ring | mm |
| D | Diameter slip ring | mm |
| (Pmin) | Pitch minimum antar brush | mm |
| (Wb) | Lebar brush searah keliling slip ring | mm |
| S | Jarak aman antar holder/brush | mm |
| (Nmax) | Jumlah maksimum brush | buah |

Tanda $\lfloor \rfloor$ menunjukkan bahwa hasil perhitungan dibulatkan ke bawah karena jumlah brush harus berupa bilangan bulat. Berdasarkan data teknis slip ring PLTA Tulungagung, diameter minimum slip ring adalah 590 mm. Maka keliling minimum slip ring adalah:

### 2.2.6 Geometris Kondisi Slip Ring

Kenaikan suhu (*overheating*) pada *carbon brush* merupakan masalah kritis dalam operasional generator. Suhu yang melebihi batas operasional (umumnya >100°C - 120°C) dapat mempercepat keausan, merusak lapisan film, hingga menyebabkan kegagalan eksitasi. Kondisi permukaan *slip ring* memegang peranan vital dalam menentukan stabilitas suhu ini.

#### 2.2.6.1 Pengaruh Surface Roughness (Kekasaran Permukaan)

*Surface roughness* didefinisikan sebagai penyimpangan halus pada permukaan dari profil idealnya. Dalam konteks *slip ring*, kekasaran permukaan memiliki dampak ganda:

1. **Resistansi Kontak Listrik:** Secara mikroskopis, kontak antara *brush* dan *slip ring* hanya terjadi pada

titik-titik puncak kekasaran (*asperities*). Permukaan yang terlalu kasar mengurangi luas area kontak efektif, sehingga meningkatkan resistansi kontak ($R_c$). Berdasarkan hukum Joule:
$P = I^2 \times R_c$Dimana P adalah daya yang hilang menjadi panas. Peningkatan resistansi secara eksponensial meningkatkan suhu permukaan.

2. **Pembentukan Patina (Film):** Kekasaran yang tepat diperlukan untuk menahan lapisan film oksida (*patina*) yang berfungsi sebagai pelumas dan penstabil arus. Namun, jika terlalu kasar, *brush* akan tergerus secara mekanis (abrasi), menghasilkan debu karbon yang dapat menyumbat aliran udara pendingin.
3. **Standar Operasional:** Penelitian menyarankan nilai kekasaran rata-rata ($R_a$) dipertahankan antara 0,8 µm hingga 1,6 µm untuk kinerja optimal.

#### 2.2.6.2 Pengaruh Surface Roundness dan Ovality

Ketidakbulatan (*Out-of-Roundness*) dan Ovalitas (*Ovality*) merujuk pada penyimpangan makro dari bentuk lingkaran sempurna pada diameter *slip ring*.

#### 2.2.6.3 Mekanisme Kenaikan Suhu akibat Ovalitas

Ovalitas menyebabkan *brush* bergerak naik-turun (osilasi) di dalam pemegangnya (*brush holder*) mengikuti profil *slip ring* yang elips:

1. **Variasi Tekanan Pegas:** Saat *brush* berada pada bagian diameter yang lebih lebar, pegas tertekan lebih kuat, meningkatkan gaya gesek mekanis dan panas. Sebaliknya, pada bagian yang sempit, tekanan berkurang, yang dapat menyebabkan *loss of contact*.
2. **Arcing (Loncatan Bunga Api):** Ketidakstabilan kontak akibat ovalitas memicu loncatan arus (*electrical arcing*). Busur api ini memiliki suhu yang sangat tinggi, yang dengan cepat menaikkan suhu *brush* dan dapat menyebabkan permukaan *slip ring* menjadi kasar (*pitting*).
3. **Current Hogging:** Dalam sistem dengan banyak *brush* paralel, *brush* yang melewati bagian *slip*

*ring* yang lebih menonjol (akibat ovalitas) cenderung mengambil porsi arus yang lebih besar. Fenomena ini menyebabkan satu atau beberapa *brush* mengalami beban berlebih dan panas ekstrem sementara yang lain tetap dingin.

4. **Koreksi dilakukan untuk roughnes.**

$$\mu_{eff} = \mu^0 . (1 + \alpha_{\mu} . (Ra - Ra_{ref})) \quad (5)$$

dimana Koef. gesek terkoreksi μ eff.

5. **Titik Kontak Miro Brush dengan Slip Ring.**

$$\mathbf{n_a = n_a, 0 . (1 + \alpha_n . (Ra - Ra_{ref}))} \quad (6)$$

n a adalah jumlah titik kontak mikro yang benar-benar aktif secara elektris antara brush dan Slip Ring pada saat tertentu.Bukan seluruh luas brush yang mengalirkan arus hanya melalui n a titik kecil ini.

6. **KOREKSI ROUNDNESS (ΔR)**

$$\sigma \text{ extra} = \alpha R \cdot \Delta R \qquad \sigma_R = \Delta R \quad (7)$$

**2.2.7 Konversi Tekanan Pegas (P) ke Gaya Kontak (F)**

Di lapangan PLTA, parameter yang diukur dengan spring tester adalah tekanan kontak P dalam satuan kg/cm². Konversi ke gaya dalam Newton dilakukan melalui:

$$F = P \times 9{,}81 \times A\ brush \quad (8)$$

dengan **A brush adalah luas penampang brush, P adalah Tekanan Pegas, F adalah Gaya Kontak** yang menekan Slip Ring (cm²).

Untuk PLTA Tulungagung dengan dimensi brush 32×25 mm, diperoleh A brush = 8 cm², sehingga pada P = 2,9 kg/cm² gaya kontak per brush adalah

$$F = 2{,}9 \times 9{,}81 \times 8 = 227{,}6\ N\ per\ brush$$

**2.2.8 Mekanisme Keausan dan Stabilitas Kontak**

Keausan carbon brush terjadi melalui dua mekanisme

utama: keausan mekanis akibat gesekan permukaan dan keausan elektrik akibat erosi mikro pada titik-titik kontak listrik. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.** pada metal-graphite brush dengan eksitasi dinamis menunjukkan bahwa peningkatan resistansi kontak secara langsung mempercepat kenaikan suhu permukaan brush dan mempersingkat masa pakainya. Stabilitas kontak antara brush dan Slip Ring sangat dipengaruhi oleh tekanan pegas (spring force) yang menjaga brush tetap menempel pada permukaan Slip Ring meskipun terjadi keausan progresif. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.** menyimpulkan bahwa kondisi kontak antara brush dan ring memiliki pengaruh signifikan terhadap karakteristik gesekan pembawa arus, di mana kontak yang tidak optimal menyebabkan ketidakstabilan termal dan elektrikal yang berujung pada percepatan keausan.

### 2.2.9 Teori Kontak Listrik (Hukum Holm)

#### 2.2.9.1 Konsep A-Spot dan Resistansi Konstriksi

Pada pertemuan dua permukaan konduktor, kontak listrik secara fisik tidak terjadi pada seluruh area nominal kontak, melainkan hanya pada beberapa titik mikroskopis yang disebut a-spot (asperity contact spot). Hal ini disebabkan oleh kekasaran permukaan pada skala mikrometer, sehingga area kontak efektif jauh lebih kecil daripada area geometris nominal. Aliran arus listrik melalui titik-titik a-spot menimbulkan fenomena resistansi konstriksi (constriction resistance), yaitu hambatan tambahan akibat penyempitan jalur arus. Konsep ini diformalkan oleh Holm [10] dalam Electric Contacts: Theory and Application.

Untuk satu a-spot tunggal berbentuk lingkaran dengan jari-jari a, resistansi konstriksi diformulasikan sebagai:

$$Rc = 1 + \frac{\rho}{2a} \tag{9}$$

dengan Rc adalah resistansi contacts , ρ adalah resistivitas bulk material kontak (Ω·m) dan a adalah jari-jari a-spt (m). Persamaan [11] diturunkan dari solusi persamaan Laplace untuk distribusi potensial pada konduktor semi-infinit dengan area kontak melingkar. Pada kondisi nyata di mana terdapat n spot a-spot paralel, *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [8] menunjukkan bahwa resistansi kontak total mendekati:

$$Rc = \frac{\rho}{2a\sqrt{n\ spot}} \qquad (10)$$

2.2.9.2 Hubungan Gaya Kontak dengan Radius A-Spot

Radius a-spot tidak konstan, melainkan bergantung pada gaya kontak F yang diterima permukaan. Pada regime deformasi plastis (yang relevan untuk kontak brush graphite-Slip Ring steel), hubungan F dengan luas a-spot diformulasikan sebagai $\pi \cdot a^2 \approx F/H$, dengan H adalah kekerasan (hardness) material yang lebih lunak. Untuk kontak antara natural graphite ($H \approx 1\times10^9$ Pa) dengan steel Slip Ring, material yang menentukan adalah graphite. Dari hubungan tersebut diperoleh:

$$a = \frac{\sqrt{F}}{(\pi \cdot H)} \qquad (11)$$

Substitusi persamaan (11) ke (9) menghasilkan formulasi praktis yang mengaitkan langsung resistansi kontak dengan gaya kontak yang dapat diukur di lapangan:

$$Rc = \left(\frac{\rho}{2} \cdot \sqrt{\frac{(\pi \cdot H)}{(n\ spot \cdot F)}}\right) \qquad (12)$$

Persamaan [13] merupakan persamaan kunci yang akan digunakan dalam pemodelan termal carbon brush pada Bab III. Sumber referensi standar untuk teori ini *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [14] dan [10] yang telah ter-review dan menjadi rujukan utama dalam bidang kontak listrik.

**2.2.9.3 Resistansi Kontak Berbasis Hukum Holm**

Resistansi kontak per brush dimodelkan menggunakan formulasi Holm yang telah diturunkan pada Bab II Persamaan [13]. Untuk perhitungan numerik pada PLTA Tulungagung, parameter material yang digunakan adalah: resistivitas natural graphite $\rho = 2{,}5\times10^{-5}$ Ω·m, kekerasan graphite $H = 1\times10^9$ Pa, dan estimasi jumlah a-spot per brush n spot = 30 (mengacu pada rentang 10–100 yang direkomendasikan *sesuai dengan penelitihan terdahulu*[14]**.**

Resistansi total per cabang brush merupakan jumlah resistansi kontak dan resistansi body brush:

$$R\ total\ = R\ c + (\frac{\rho\ .\ L\ b}{A\ brush}) \quad (39)$$

$$Rb\ =\ \rho\ \cdot\ Lb\ /\ Ab \quad (40)$$

dengan L b = 40 mm adalah panjang brush dalam arah arus dan A brush = 800 mm² adalah luas penampang brush. Substitusi numerik menghasilkan R brush body ≈ 1,25 mΩ, sedangkan R c bervariasi tekanan kontak.

#### 2.2.9.4 Variansi Resistansi Kontak

Koefisien variansi resistansi kontak (σ R) dimodelkan sebagai fungsi dari tekanan pegas P dan jumlah brush N, *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1] **dan** [14]. Bahwa stabilitas a-spot tergantung pada gaya kontak dan jumlah jalur paralel. Tekanan terlalu rendah menyebabkan chattering (kontak tidak stabil), tekanan terlalu tinggi menyebabkan keausan tidak merata, dan ada nilai optimum di antaranya. Persamaan empirik merupakan persamaan turunan persamaan **(19)** dan **(20)** pada BAB II yang dipakai menjadi:

$$\sigma\ R(P,N) = \sigma\ R,min\ +\ k\ P\ \cdot\ (P\ -\ P\ opt,mech)^2 + \left(\frac{k\ N}{N^2}\right) + \sigma\ extra \quad (13)$$

dengan σ R,min = 0,05, k P = 0,3 (kg/cm²)⁻², k N = 1,0, dan P opt,mech = 2,75 kg/cm². Bentuk parabolik dipilih karena merepresentasikan fenomena dengan minimum di tengah dan degradasi simetris di kedua sisi konsisten dengan studi tribologi brush-Slip Ring. Persamaan (39) ini yang menjadi pengganti persamaan empirik di BAB II.

### 2.2.10 Hukum Joule dan Distribusi Arus

#### Rugi Daya Joule

Hukum Joule menyatakan bahwa daya listrik yang terdisipasi sebagai panas pada suatu konduktor sebanding dengan kuadrat arus yang mengalir dan resistansi konduktor tersebut. Untuk satu cabang brush, rugi Joule dihitung sebagai:

$$P\ Joule = I^2 \times R \quad (14)$$

dengan I adalah arus pada brush (A) dan R adalah resistansi total cabang termasuk resistansi kontak dan resistansi body brush.

Hubungan kuadratik antara arus dan rugi daya menjadi alasan fundamental mengapa pemerataan distribusi arus antar brush sangat kritis untuk pengendalian temperatur, peningkatan arus 10% pada satu brush menghasilkan peningkatan rugi daya 21% pada brush tersebut.

### 2.2.11 Distribusi Arus Antar N Brush Paralel

#### 2.2.11.1 Dasar Hukum Kirchhoff

Pada sistem eksitasi PLTA Tulungagung, arus eksitasi total I total = 832 A mengalir melalui N brush yang terpasang paralel di sekeliling Slip Ring. Berdasarkan Hukum Kirchhoff Arus (KCL), arus total adalah jumlah arus pada tiap brush:

$$I\,total = \Sigma\, I\,k \quad untuk\ k = 1, 2, \ldots, N \tag{15}$$

$I\,k$ adalah Resistansi total cabang brush Hukum Kirchhoff Tegangan (KVL) menyatakan bahwa tegangan jatuh pada tiap cabang paralel adalah identik (V drop sama untuk semua brush). Berdasarkan Hukum Ohm:

$$V\,drop = I\,k \times R\,k \tag{16}$$

dengan R k adalah resistansi total cabang ke-k (R c,k + R brush body,k). Dari persamaan (16):

$$I\,k = 1 + \frac{V\,drop}{R\,kI\,k} + \frac{n(n-1)x^2}{2!} + \cdots \tag{17}$$

Pada sistem eksitasi PLTA Tulungagung, arus eksitasi total I total = 832 A mengalir melalui N brush paralel di sekeliling Slip Ring. Berdasarkan Hukum Kirchhoff, arus total adalah jumlah arus pada tiap brush:

$$Itotal = \Sigma\, Ik \quad untuk\ k = 1, 2, \ldots, N \tag{18}$$

Pada kondisi ideal (semua brush identik), I k = I total/N (terdistribusi merata). Pada kondisi nyata, variansi resistansi kontak antar brush menyebabkan distribusi tidak merata. Variansi ini direpresentasikan dengan koefisien σ R yang merupakan deviasi standar resistansi kontak ternormalisasi terhadap nilai rata-rata. Untuk distribusi normal, arus pada brush dengan resistansi terendah (worst-case current hogging) dapat dihampiri sebagai:

$$I\ max = 1 + \frac{I\ total}{N} \times +(1\ +\ 2\sigma\ R)$$

(19)

$$I\ max = (\frac{I\ total}{N} \times (1\ +\ 2\sigma\ R)$$

(20)

**2.2.11.2 Definisi Ketidakseimbangan Arus (Current Imbalance)**

Ketidakseimbangan arus (current imbalance) didefinisikan sebagai persentase deviasi maksimum arus terhadap arus rata-rata, mengikuti definisi standar [7]**:**

$$\Delta I\% = (I\ max - I\ min) / I\ avg \times 100\%$$

(21)

Substitusi persamaan (19) dan (20) ke (21) menghasilkan ekspresi yang lebih sederhana:

$$\Delta I\% = 4 \cdot \sigma\ R \times 100\% \qquad (22)$$

Persamaan (22) menjadi dasar untuk perhitungan ketidak seimbangan arus *(ΔI%)* dalam fungsi fitness PSO. Faktor utama yang mempengaruhi σ R (variansi resistansi kontak) adalah stabilitas kontak yang sangat dipengaruhi oleh tekanan pegas (P) dan jumlah brush (N), sedangkan jumlah brush N mempengaruhi rerata I avg = I total/N. sebagaimana dijelaskan oleh Slade [14] dan dikonfirmasi secara eksperimental *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.**

**2.2.12 Rugi Daya Joule dan Rugi Bocor Isolasi**

**2.2.12.1 Rugi Daya Joule per Brush**

Rugi daya akibat pemanasan Joule pada setiap brush dihitung berdasarkan Hukum Joule yang sudah disebutkan dalam Bab II skripsi:

$$P\ Joule,k = I\ k^2 \times R\ k \qquad (23)$$

Total rugi Joule pada seluruh brush *(P Joule,k)* adalah jumlah dari rugi tiap brush. *(I k²) adalah* Arus pada brush ke-k Untuk distribusi arus ideal (semua brush identik), persamaan **(23)** menjadi:

$$P\ Joule, total = N \times \left(\frac{I\ total}{N}\right)^2 \times R = (I\ total^2 \times R\ ) \left(\frac{I\ total \times R}{N}\right)^2$$

(24)

$$P\ total = P\ J + P\ F + P\ L\ per \quad (25)$$

Suhu menurun dari N=22 menjadi N=24 dapat dijelaskan melalui pendekatan matematis pada Persamaan (24). Saat jumlah *brush* bertambah, aruspun terbagi melewati tiap tiap brysh dari 37,8 A ke 34,7 A. Dimana rugi daya berbanding lurus dengan kuadrat arus, maka penurunan arus yang hanya sebesar 8,3% mampu memotong rugi daya per *brush* hingga **15,8%,** sesuai dengan formula 1 $(34,7/37,8)^2$ . Fakta teoritis ini bersesuaian dengan kondisi riil di lapangan pada PLTA Tulungagung, di mana terjadi penurunan suhu rata-rata komponen sebesar 6,4°C

**2.2.12.2 Rugi Daya Bocor Isolasi**

Rugi bocor isolasi pada dasarnya adalah daya yang terbuang pada material isolator akibat adanya arus bocor yang menyelinap melewati isolasi yang sudah mulai menurun kualitasnya. Mengacu pada Hukum Ohm, besarnya rugi bocor ini dapat dihitung melalui persamaan berikut:

$$P\ leak = \left(\frac{V^2}{R\ iso}\right) \quad (26)$$

dengan *P leak Rugi daya Bocor.* V adalah tegangan eksitasi (Volt) dan R iso adalah tahanan isolasi (Ohm).

**2.2.12.3 Rugi Gesekan**

Persamaan rugi gesekan mekanis ditambahkan untuk melengkapi neraca energi:

$$Pfriction = \mu\ eff \times F \times v\ slip \quad (27)$$

**2.2.13 Perpindahan Panas Konveksi Paksa**

Pada kondisi tunak (steady-state), daya yang dihasilkan oleh proses listrik harus sama dengan daya yang dilepaskan ke lingkungan melalui mekanisme perpindahan panas. Untuk sistem brush-Slip Ring, perpindahan panas dominan adalah konveksi paksa akibat aliran udara dari kipas pendingin Slip Ring. Hukum Newton tentang pendinginan menyatakan:

$$P\ dissipated = h \times A\ s \times (T\ brush - T\ ambient) \quad (28)$$

dengan h adalah koefisien konveksi paksa (W/m²·K), A s adalah luas permukaan brush yang efektif terkena aliran udara (m²), T brush adalah temperatur permukaan brush (°C), dan **T ambient adalah temperatur lingkungan ruang generator** (°C). Untuk aliran udara paksa dengan kecepatan moderat (5–15 m/s), Incropera et al. **[11]** memberikan rentang h = 25–250 W/m²·K. Pada Slip Ring PLTA Tulungagung dengan 12 bilah kipas yang berputar pada 375 rpm, kecepatan udara di sekitar brush diestimasi pada 8–12 m/s.

Penyetaraan persamaan keseimbangan termal (P generated = P dissipated) menghasilkan persamaan prediksi temperatur brush:

$$T\ brush = T\ ambient + P\ total\ /\ (h \times A\ s) \quad (42)$$

dengan P total adalah jumlah seluruh komponen rugi daya yang terdisipasi pada brush, meliputi rugi Joule, rugi bocor isolasi, dan rugi gesekan mekanis. Persamaan (42) menjadi dasar pemodelan termal pada Bab III.

### 2.2.14 Keseimbangan Termal Steady-State

**Persamaan Keseimbangan Energi**

Pada kondisi tunak, daya yang dihasilkan oleh proses listrik harus sama dengan daya yang dilepaskan ke lingkungan melalui mekanisme perpindahan panas. Untuk satu brush, persamaan keseimbangan energi adalah:

$$P_{generated} = P_{dissipated} \quad (30)$$

Daya yang dihasilkan terdiri atas tiga komponen utama: rugi Joule pada kontak, rugi bocor isolasi yang terbagi rata pada N brush, dan rugi gesekan mekanis akibat kontak dinamis. Jadi:

$$P_{generated,k} = I\,k^2 \times R\,k + \left(\frac{P\ leak}{N}\right) friction, k \quad (31)$$

Daya yang dilepaskan ke lingkungan didominasi oleh konveksi paksa dari kipas pendingin Slip Ring (lihat Gambar 3.6 skripsi

mengenai konstruksi Slip Ring dengan 12 bilah kipas). Berdasarkan Hukum Newton tentang pendinginan:

$$P_{dissipated,k} = h \times A\,s \times (T_{brush},k - T_{amb}) \quad (32)$$

dengan h adalah koefisien konveksi paksa (W/m²·K), A s adalah luas permukaan brush yang efektif terkena aliran udara (m²), T brush adalah temperatur permukaan brush (°C), dan T ambient adalah temperatur lingkungan ruang generator (°C).

### 2.2.15 Solusi untuk Temperatur Brush

Penyamaan persamaan (**31**) dan (**32**), kemudian penyelesaian untuk T brush, menghasilkan persamaan prediksi temperatur brush:

$$\boldsymbol{T_{brush} = T_{amb} + \frac{P_{total}}{h \times A_s}} \quad (33)$$

### 2.2.16 Estimasi Koefisien Konveksi h

Koefisien konveksi paksa h tidak dapat ditentukan secara eksak dari teori murni untuk geometri kompleks seperti brush–Slip Ring, sehingga umumnya dilakukan pendekatan dengan korelasi empirik atau kalibrasi terhadap data eksperimen. Untuk aliran udara paksa dengan kecepatan moderat (5–15 m/s) di sekitar permukaan benda padat, *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]. (2017, Bab 7, Tabel 7.4) memberikan rentang h = 25–250 W/m²·K. Menggunakan persamaan (33) maka didapatkan rumus mencari h adalah

$$h + \frac{P_{total}}{A_s \times (T_{brush} - T_{amb})} \quad (33a)$$

Ini yang secara implisit dilakukan saat kalibrasi. Kamu tahu semua variabel di ruas kanan dari data lapangan dan konstanta geometri, sehingga h bisa dihitung langsung.

## 2.3 Metode Optimasi Metaheuristik

Optimasi metaheuristik merupakan pendekatan komputasional untuk menyelesaikan masalah optimasi yang sulit diselesaikan dengan metode klasik berbasis gradien, terutama ketika fungsi objektif bersifat non-linear, non-konveks, atau memiliki banyak *local optima*. Metaheuristik berbasis populasi (*population-based metaheuristics*) telah berkembang pesat dalam tiga dekade terakhir dan terbukti efektif untuk berbagai problem optimasi di bidang teknik elektro, termasuk optimasi parameter mesin listrik. Pada subbab ini, akan dipaparkan lima metode

metaheuristik populer yang relevan sebagai kandidat untuk problem optimasi parameter *carbon brush exciter*, yaitu: *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithm* (GA), *Simulated Annealing* (SA), *Grey Wolf Optimizer* (GWO), dan *Differential Evolution* (DE).

### 2.3.1 Particle Swarm Optimization (PSO)

Pada tahun 1995, Kennedy dan Eberhart memperkenalkan algoritma optimasi metaheuristik yang diberi nama *Particle Swarm Optimization* (PSO). Menurut penelitian sebelumnya [2]**.** Algoritma ini terinspirasi dari pergerakan burung serta gerombolan ikan dalam mencari sumber makanan. Setiap alternatif jawaban disimulasikan sebagai partikel aktif yang bertugas memetakan seluruh area ruang pencarian. Jejak rekam komputasi pada setiap partikel selalu memperbarui dua variabel penting, yaitu posisi paling optimal yang pernah dilewati secara mandiri (*pBest*) dan posisi puncak yang berhasil ditemukan oleh komunitas kelompok (*gBest*). Selanjutnya, vektor pergerakan partikel diperbarui berdasarkan sinergi dari tiga elemen, yaitu momentum inersia untuk mempertahankan laju kecepatan sebelumnya, aspek kognitif internal sebagai daya tarik menuju histori terbaiknya, serta aspek sosial eksternal yang mengorientasikan partikel ke arah target terbaik koloni.

Hubungan antara tekanan pegas, jumlah *carbon brush*, tahanan isolasi, dan temperatur kerja pada sistem eksitasi generator bersifat non-linear dan saling memengaruhi secara dinamis, sehingga metode optimasi konvensional berbasis turunan matematis kurang tepat untuk diterapkan. PSO mampu menangani kondisi tersebut tanpa membutuhkan persamaan turunan yang rumit. Di samping itu, proses komputasinya relatif ringan, jumlah parameter yang perlu dikonfigurasi tidak banyak, dan kemampuan konvergensinya terbilang cepat. Hal ini menjadikannya pilihan yang praktis sekaligus efektif untuk permasalahan optimasi teknik berbasis data lapangan.

### 2.3.2 Genetic Algorithm (GA)

Genetic *Genetic Algorithm* (GA) dikembangkan oleh Holland pada tahun 1975 dan dipopulerkan oleh Goldberg pada tahun 1989 sebagai metode optimasi yang terinspirasi dari prinsip seleksi alam dan genetika Darwinian. GA bekerja dengan mempertahankan populasi solusi kandidat yang direpresentasikan sebagai kromosom biasanya dalam bentuk *string* biner atau *real-valued* yang berevolusi melalui tiga operator genetik

utama: seleksi (*selection*), perkawinan silang (*crossover*), dan mutasi (*mutation*). [3]
Algoritma GA dijalankan dengan tahapan iterasi sebagai berikut:
1. Evaluasi *fitness* setiap kromosom dalam populasi.
2. Seleksi kromosom dengan *fitness* tinggi menggunakan metode seperti *roulette wheel* atau *tournament selection*.
3. Lakukan *crossover* dengan probabilitas P c (umumnya 0,6–0,9) untuk menghasilkan keturunan (*offspring*).
4. Terapkan mutasi dengan probabilitas P m (umumnya 0,01–0,1) untuk menjaga diversitas populasi.
5. Ulangi proses hingga kriteria konvergensi tercapai.

GA umumnya memerlukan *tuning* parameter yang lebih banyak (ukuran populasi, P c, P m, strategi seleksi, dan elitisme) dibandingkan dengan PSO. Namun, GA memiliki keunggulan natural untuk *encoding* biner pada masalah kombinatorial (*combinatorial problem*).

### 2.3.3 Simulated Annealing (SA)

*Simulated Annealing* diperkenalkan oleh Kirkpatrick et al. pada tahun 1983 sebagai metode optimasi yang terinspirasi dari proses *annealing* dalam metalurgi, yaitu pendinginan perlahan logam untuk mencapai struktur kristal dengan energi minimum. Berbeda dengan PSO dan GA yang berbasis populasi, SA termasuk metode *single-solution metaheuristic* yang hanya bekerja dengan satu solusi pada setiap waktu.

Berdasarkan penelitian terdahulu.[4] Mekanisme SA didasarkan pada kriteria penerimaan Metropolis. Pada setiap iterasi, sebuah solusi tetangga (*neighbor*) dibangkitkan secara acak (*random*) dan akan langsung diterima jika berhasil menurunkan nilai fungsi objektif. Namun, jika solusi tersebut justru menaikkan nilai objektif, solusi baru tersebut tetap dapat diterima secara probabilistik berdasarkan temperatur sistem saat itu. Keunggulan SA adalah kebutuhan memori yang sangat rendah karena hanya menyimpan satu solusi pada satu waktu. Meskipun demikian, konvergensinya cenderung lebih lambat dibandingkan dengan metode *population-based* untuk masalah-masalah (*problem*) berdimensi rendah.

### 2.3.4 Grey Wolf Optimizer (GWO)

*Grey Wolf Optimizer* (GWO) dikembangkan oleh Mirjalili et al. pada tahun 2014 sebagai metode optimasi yang terinspirasi dari hierarki sosial dan strategi berburu kawanan serigala abu-abu. Berdasarkan penelitian [5] Dalam algoritma ini, populasi serigala dibagi ke dalam empat tingkat hierarki: alfa (alpha) yang merupakan solusi terbaik, beta (beta) sebagai solusi kedua terbaik, delta (delta) sebagai solusi ketiga terbaik, dan omega (omega) sebagai serigala terendah yang mengikuti ketiga pemimpin tersebut.

Pergerakan setiap serigala omega ditentukan oleh posisi rata-rata ketiga pemimpin (alpha, \beta, \delta) dengan parameter kontrol a yang menurun secara linear dari 2 ke 0 sepanjang iterasi. Hal ini menghasilkan keseimbangan antara eksplorasi pada iterasi awal dan eksploitasi pada iterasi akhir. GWO memiliki keunggulan dari sisi kesederhanaan parameter (hanya parameter a dan ukuran populasi yang perlu diatur). Namun, metode ini masih tergolong relatif baru sehingga rekam jejak (*track record*) aplikasinya pada masalah optimasi termal mesin listrik masih terbatas dibandingkan dengan PSO dan GA.

### 2.3.5 Differential Evolution (DE)

*Differential Evolution* (DE) diperkenalkan oleh Storn dan Price pada tahun 1997 [6] sebagai metode optimasi heuristik untuk fungsi kontinu dalam ruang n -dimensi. DE bekerja pada populasi vektor solusi yang dievolusikan melalui tiga operator: mutasi diferensial (*differential mutation*), perkawinan silang binomial (*binomial crossover*), dan seleksi *greedy*. Mekanisme inti DE adalah strategi *mutation/1/bin*: untuk setiap vektor target $x_i$ dalam populasi, dipilih tiga vektor acak (*random*) r1, r2, r3 yang berbeda, lalu dibangkitkan vektor donor menggunakan persamaan:

$$v_i = x_{r1} + F \cdot (x_{r2} - x_{r3}) \qquad (2.x.4)$$

dengan F adalah faktor skala (*scaling factor*, umumnya 0,5–1,0). Vektor donor kemudian dikombinasikan dengan vektor target melalui perkawinan silang (*crossover*) dengan probabilitas CR untuk menghasilkan vektor uji coba (*trial vector*). DE memiliki keunggulan pada masalah dengan variabel kontinu murni, namun memerlukan modifikasi tambahan untuk menangani variabel bilangan bulat (*integer*) secara natif.

### 2.3.6 Perbandingan Karakteristik Kelima Metode

Lima metode metaheuristik yang telah dipaparkan memiliki karakteristik dan kompleksitas yang berbeda. Tabel 2.x menyajikan ringkasan karakteristik teoritis kelima metode tersebut berdasarkan kriteria yang relevan untuk problem optimasi engineering, mengacu pada survey komprehensif metaheuristik.

Tabel 2.1 Karakteristik Teoritis Lima Metode Optimasi Metaheuristik

| Karakteristik | PSO | GA | SA | GWO | DE |
|---|---|---|---|---|---|
| Tahun publikasi | 1995 | 1975 | 1983 | 2014 | 1997 |
| Inspirasi alam | Kawanan burung | Genetika | Annealing logam | Hierarki serigala | Diferensial vektor |
| Tipe metode | Population-based | Population-based | Single-solution | Population-based | Population-based |
| Jumlah parameter tuning | 3 (w, $c_1$, $c_2$) | 5+ (Pc,Pm,pop, sel,elit) | 4 ($T_0$,α,schedule,iter) | 2 (a, pop) | 4 (F, CR, pop, strategy) |
| Memory requirement | Tinggi (pBest+gBest) | Sedang (populasi) | Sangat rendah (1 solusi) | Tinggi (α,β,δ) | Sedang (populasi) |
| Dukungan native mixed-integer | Dengan rounding | Native (binary encoding) | Mudah | Mudah | Perlu modifikasi |
| Jaminan teoretis konvergensi | Ada (Clerc-Kennedy 2002) | Tidak ada | Tidak ada | Tidak ada | Tidak ada |
| Maturitas (jumlah aplikasi) | Sangat tinggi | Sangat tinggi | Tinggi | Berkembang | Tinggi |

Pemilihan metode optimasi yang tepat untuk problem optimasi parameter carbon brush exciter PLTA Tulungagung dengan mempertimbangkan kecocokan antara karakteristik metode yang telah dipaparkan dengan karakteristik spesifik problem optimasi yang dihadapi.

## 2.4 Justifikasi Pemilihan Metode Optimasi

Lima kandidat metode metaheuristik yang dipaparkan pada Bab II subbab 2.X (PSO, GA, SA, GWO, DE) dievaluasi kecocokannya terhadap karakteristik problem optimasi parameter carbon brush exciter PLTA Tulungagung yang bersifat ***low-dimensional*** **(3 variabel: P, N, R iso)**, *mixed continuous-integer*, non-linear, dengan *bounded box constraint*, dan *multi-objective* yang dikonversi ke *single-objective* melalui jumlah berbobot

(*weighted sum*). Hasil evaluasi disajikan pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Evaluasi Kecocokan Metode terhadap Karakteristik Problem

| Kriteria Kecocokan | PSO | GA | SA | GWO | DE |
|---|---|---|---|---|---|
| Kesesuaian low-dimensional (3D) | **Sangat sesuai** | Over-engineered | Sesuai lambat | Sesuai | Sesuai |
| Dukungan mixed-integer | **Mudah (rounding)** | Native (binary) | Mudah | Mudah | Perlu modifikasi |
| Kompleksitas (jumlah parameter) | **Sederhana (3)** | Kompleks (5+) | Sederhana (4) | Sederhana (2) | Sedang (4) |
| Kecepatan konvergensi | **Sangat cepat** | Lambat | Lambat | Cepat | Cepat |
| Jaminan teoretis stabilitas | **Ada (Clerc 2002)** | Tidak ada | Tidak ada | Tidak ada | Tidak ada |
| T rack record termal generator | **Banyak (Zhao 2023)** | Banyak | Sedikit | Sangat sedikit | Sedikit |
| **SKOR KECOCOKAN** | **TINGGI** | **SEDANG** | **RENDAH** | **SEDANG** | **SEDANG** |

Dari Tabel 2.2, terlihat bahwa **PSO adalah metode yang paling cocok** untuk penelitian ini, dengan empat alasan utama Yaitu:

1. PSO mudah dipakai karena hanya butuh tiga pengaturan saja (w, $c_1$, $c_2$), sedangkan GA butuh lebih dari lima. Semakin sedikit pengaturan, semakin kecil kemungkinan salah setting.
2. PSO punya jaminan matematis bahwa hasilnya stabil dengan pengaturan standar ($w = 0{,}729$; $c_1 = c_2 = 1{,}494$), algoritma sudah pasti menemukan jawaban tanpa kacau. Jaminan ini tidak dimiliki GA, SA, GWO, maupun DE.
3. PSO sangat cepat menemukan solusi pada penelitian ini PSO sudah menemukan jawaban terbaik pada percobaan pertama, sedangkan GA biasanya butuh 50–100 putaran.
4. PSO sudah terbukti berhasil di pembangkit listrikpenelitian sebelumnya pada generator hidro mencapai akurasi 96,2%, dan penelitian ini berhasil meningkatkannya menjadi 97,7%.

Penerapan PSO ke masalah ini melibatkan tiga penyesuaian antara lain:

1. Setiap calon solusi (disebut "partikel") berisi tiga nilai: tekanan pegas, jumlah brush, dan tahanan isolasi dengan jumlah brush selalu dibulatkan ke angka bulat.
2. Setiap partikel dinilai dengan rumus yang menggabungkan dua target: temperatur brush yang rendah (bobot 70%) dan ketidakseimbangan arus yang kecil (bobot 30%) temperatur diberi bobot lebih besar karena lebih kritis ke umur brush.
3. PSO dijalankan dengan 30 partikel selama maksimal 100 putaran, dengan angka acak tetap (seed = 42) supaya hasilnya bisa diulang persis. Hasilnya: tekanan pegas 2,745 kgf/cm², jumlah brush 24 buah, tahanan isolasi 100 MΩ, dengan prediksi temperatur 129,52°C sama persis dengan hasil pengecekan menyeluruh ke semua kemungkinan kombinasi.

## 2.5 Aplikasi PSO pada Optimasi Sistem Pembangkit

Setelah di pilih PSO menjadi metode optimasi, selain itu telah banyak diaplikasikan pada optimasi sistem pembangkit listrik. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1] mengembangkan sistem monitoring fault collector ring dan carbon brush generator rotor menggunakan pendekatan analitik kuantitatif, di mana algoritma metaheuristik berperan dalam identifikasi pola anomali. *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [14]. Mengaplikasikan optimasi pada sistem perpindahan panas listrik, mengkonfirmasi bahwa PSO efektif untuk problem multi-parameter dengan ruang pencarian terbatas. Pada penelitian ini, PSO dipilih karena mampu menangani fungsi fitness non-konveks tanpa membutuhkan informasi turunan, sesuai dengan karakteristik model termal-mekanis brush yang dikembangkan.

### 2.5.1 Keunggulan dan Kelemahan PSO

Keunggulan:

1. Struktur algoritma sederhana dan mudah diimplementasikan.
2. Tidak memerlukan turunan fungsi (gradient-free optimization).
3. Cocok untuk permasalahan nonlinier dan multi variabel.
4. Cepat mencapai konvergensi pada area solusi optimal.

Kelemahan:

1. Rentan terhadap premature convergence (terjebak di lokal optimum).
2. Sensitif terhadap pemilihan parameter awal.
3. Tidak menjamin solusi absolut global jika ruang pencarian sangat luas.

### 2.5.2 Aplikasi PSO dalam Teknik Mesin dan Kelistrikan

PSO telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi teknik, seperti:

1. Optimasi tekanan pegas dan jumlah carbon brush guna menurunkan suhu permukaan Slip Ring.
2. Penentuan kombinasi material dan gaya tekan optimum pada constant spring holder.
3. Estimasi parameter tahanan isolasi ideal (R iso ≥ 50 MΩ) untuk mengurangi leakage current dan panas berlebih pada eksitasi DC.
4. Pengendalian excitation system agar efisiensi dan keandalan generator meningkat.
5. Optimasi parameter sistem pendingin motor induksi *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [1]**.** penalaan kontrol PID, serta pengaturan kecepatan motor listrik. Dalam bidang sistem pembangkitan, PSO telah diterapkan untuk optimasi tekanan pegas dan jumlah carbon brush guna menurunkan suhu permukaan Slip Ring, serta pengendalian excitation system agar efisiensi dan keandalan generator meningkat.

### 2.5.3 Langkah-langkah Umum PSO

1. Inisialisasi populasi partikel secara acak.
2. Evaluasi fungsi objektif untuk tiap partikel.
3. Tentukan pBest dan gBest awal.
4. Perbarui kecepatan dan posisi tiap partikel menggunakan rumus PSO.
5. Ulangi langkah 2–4 hingga: Nilai fungsi objektif konvergen (tidak berubah signifikan), atau Iterasi maksimum tercapai.
6. Hasil akhir adalah gBest, yaitu solusi optimal.

### 2.5.4 Persamaan Update Velocity dan Position

#### 2.5.4.1 Persamaan Update Velocity dan Position

Pada setiap iterasi t, kecepatan dan posisi partikel ke-i di-update menggunakan persamaan Clerc-Kennedy:

$$v_i^{(t)} = w \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 \cdot \left(pbest_i - x_i^{(t)}\right) + c_2 \cdot r_2 \cdot \left(gbest - x_i^{(t)}\right) \quad (34)$$

$$x_1^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)} \quad (35)$$

dengan w adalah inertia weight, $c_1$ dan $c_2$ adalah koefisien kognitif dan

sosial, serta $r_1$ dan $r_2$ adalah bilangan acak uniform pada [0,1] yang dibangkitkan secara independen pada setiap iterasi.
Pemilihan w = 0,729 dan $c_1 = c_2 = 1{,}494$ mengikuti formulasi constriction coefficient Clerc dan Kennedy (2002) [11] yang secara matematis menjamin konvergensi tanpa eksplosi kecepatan partikel, sehingga tidak diperlukan mekanisme velocity clamping tambahan. Konfigurasi ini telah menjadi standar de-facto pada literatur PSO modern dan digunakan secara konsisten pada seluruh simulasi penelitian ini.
Untuk dimensi N (jumlah brush) yang bersifat diskrit (integer), posisi partikel dibulatkan pada setiap iterasi:

$$x_{i,n}^{(t+1)} = round\ (clamp(x_{i,n}^{(t)} + v_{i,n}^{(t+1)}, M_{min} N_{max}\ )) \quad (36)$$

Fungsi clamp memastikan posisi partikel tidak keluar dari batas pencarian yang telah ditetapkan.
$\boldsymbol{v_{i,n}^{(t+1)}}$ merepresentasikan kecepatan partikel i pada iterasi t+1 dalam bentuk vektor real, sementara $\boldsymbol{x_{i,n}^{(t)}}$ adalah posisi partikel i pada iterasi t juga dalam bentuk vektor real. Inertia weight (w) yang mengontrol bobot inersia bernilai antara 0,4 hingga 0,9. Cognitive coefficient (c1) dan social coefficient (c2) masing-masing memiliki nilai 2,0 yang mengatur tarikan ke personal best dan global best. Bilangan random uniform r1 dan r2 diambil dari rentang [0, 1]. Pbest i adalah personal best solution dari partikel i yang menyimpan solusi terbaik yang pernah ditemukan partikel tersebut dalam bentuk vektor real. gbest adalah global best solution dari seluruh swarm yang merepresentasikan solusi terbaik global juga sebagai vektor real. Parameter t menunjukkan iterasi ke-t bernilai integer positif. Jumlah partikel (n) yang digunakan dalam simulasi adalah 30 partikel. Batas maksimum iterasi ditetapkan sebesar 100 iterasi untuk menentukan kapan algoritma harus berhenti.

**2.5.4.2 Ruang Pencarian (Search Space)**

Optimasi dilakukan pada ruang pencarian tiga dimensi yang dibatasi sebagai berikut:

$$x = P, N, R_{iso}$$

Batas atas N = 24 ditentukan berdasarkan kendala geometris Slip Ring (lihat Persamaan N max, Bab 2.1.x), sedangkan batas bawah dan atas P ditetapkan berdasarkan spesifikasi teknis spring holder yang tersedia. Batas R iso = 100 MΩ mengacu pada standar minimum IEEE

43-2013.
Material brush (grade) tidak dimasukkan sebagai variabel optimasi karena penelitian ini menggunakan Natural Graphite secara konsisten sesuai kondisi operasional eksisting PLTA Tulungagung.

### 2.5.4.3 Fungsi Tujuan (Objective Function)

Dalam penelitian ini, PSO digunakan untuk meminimalkan fungsi objektif yang merepresentasikan kualitas operasi sistem brush secara simultan dari dua aspek: temperatur brush dan ketidakseimbangan distribusi arus. Fungsi objektif yang digunakan adalah **linear weighted sum**:

$$J_{(x)} = \mathrm{w1} + \frac{T_{pred}}{T_{ref}} + w2 \,.\, \frac{\Delta \mathrm{I}\%}{\Delta \mathrm{I}_{ref}} \quad (37)$$

Normalisasi dengan T refT dan Δ Iref dilakukan agar kedua komponen berada pada skala yang sebanding sebelum dijumlahkan. Penetapan w1>w2 mencerminkan prioritas utama penelitian ini yaitu minimasi temperatur brush sebagai faktor penyebab kegagalan utama sistem eksitasi.
Tujuan optimasi adalah mencari:

$$J_{(x)} = [P^x, N^x, x^*_{iso}] = \arg \min_{x \in \Omega} J_{(x)} \quad (41)$$

**DEFINISI PARAMETER FUNGSI OBJEKTIF:**
T pred adalah temperatur brush hasil model fisis yang dinyatakan dalam satuan °C dan dihitung dari Persamaan 25. T ref merupakan nilai referensi normalisasi sebesar 100°C yang merepresentasikan suhu ideal menurut standar NEMA. ΔI% adalah ketidakseimbangan arus antar brush yang dinyatakan dalam persen dan dihitung dari Persamaan (20). ΔI ref merupakan Nilai referensi untuk Unbalace Cyrent dengan nominal 10%. Besaran nilai $w_1$ = 0,7 yang menunjukkan prioritas 70% sesuai prioritas penyebab kenaikan tempratur, sedangkan bobot prioritas untuk keseimbangan arus adalah $w_2$ = 0,3 yang menunjukkan prioritas 30% pada minimasi ketidakseimbangan arus. Kedua bobot tersebut harus memenuhi syarat $w_1 + w_2 = 1$ untuk memastikan normalisasi fungsi objektif. x* merepresentasikan solusi optimal sebagai vektor keputusan terbaik yang ditemukan oleh PSO. P* adalah tekanan brush optimal hasil PSO dengan nilai 2,745 kgf/cm². N* adalah jumlah brush optimal sebanyak 24 pcs. R iso* adalah tahanan isolasi optimal dengan nilai 100 MΩ. J(x) adalah

fungsi fitness yang akan diminimalkan oleh algoritma. Ω merupakan search space atau domain feasible yang mendefisikan rentang pencarian. Terakhir, arg min adalah argumen minimum yang merepresentasikan nilai x yang membuat fungsi J mencapai nilai minimum.sehingga diperoleh kombinasi parameter operasional dengan temperatur brush minimum dan distribusi arus paling merata secara simultan.

**2.5.4.4 Parameter PSO dan Justifikasi Pemilihan**

Penggunaan inertia weight **konstan** w = 0,729 (berbeda dengan skema linear decreasing) dipilih karena formulasi Clerc-Kennedy secara inheren sudah mengandung mekanisme konvergensi melalui nilai w, $c_1$, $c_2$ yang dipilih secara matematis linear decreasing hanya diperlukan pada PSO standar dengan parameter di luar rentang Clerc-Kennedy.

**2.5.4.5 Alur Flowchart Algoritma PSO dan Turunan Persamaan Matematisnya**

Subbab ini menampilkan diagram alur (*flowchart*) dari algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang menjadi dasar metodologi penelitian, beserta persamaan matematis pada setiap langkah eksekusinya. Tujuannya adalah memberikan landasan teori terlebih dahulu sebelum implementasi numerik algoritma diuraikan secara rinci pada Bab III, sehingga hasil simulasinya nanti dapat dianalisis pada Bab IV.

Metode optimasi yang menggunakan algoritma PSO ini dikembangkan sesuai dengan penelitian terdahulu [12]**.** Metode ini berbasis pada populasi yang terinspirasi dari perilaku sekawanan burung atau ikan dalam mencari sumber makanan. Setiap individu di dalam kelompok (*swarm*) disebut sebagai partikel, yang merepresentasikan satu kandidat solusi dalam ruang pencarian. Partikel yang bergerak dalam ruang pencarian ini memiliki kecepatan yang diperbarui pada setiap iterasi berdasarkan pengalaman pribadi dan pengetahuan kolektif *swarm*, hingga akhirnya menemukan posisi global terbaik (*global best*) sebagai solusi optimal.

**2.5.4.6 Diagram Alur Algoritma PSO**

Algoritma PSO yang diadopsi dalam studi ini mengacu pada model standar dengan *inertia weight* oleh Eberhart dan Shi (2001) [15], yang populer dalam riset optimasi teknik. Alur kerjanya mencakup sembilan tahapan sistematis, diawali dari inisialisasi populasi hingga diperoleh solusi terbaik.

Diagram alir proses ini bersifat fleksibel dan dapat diimplementasikan pada beragam masalah optimasi multi-variabel, dengan penyesuaian pada batasan pencarian dan fungsi objektif yang digunakan.

**STEP 0 | MULAI**

Inisialisasi sistem. Parameter konfigurasi algoritma (jumlah partikel n p, iterasi maksimum iter max, koefisien w, $c_1$, $c_2$), batas ruang pencarian [lb, ub], dan parameter fungsi objektif telah ditetapkan.

↓

**STEP 1 | INISIALISASI POPULASI PARTIKEL**

Bangkitkan populasi partikel sebanyak n p secara acak dalam ruang pencarian. Setiap partikel ke-i memiliki dua atribut utama: posisi x i dan kecepatan v i. Personal best (pBest) setiap partikel diinisialisasi sama dengan posisi awalnya.

**Untuk setiap partikel i = 1, 2, ..., n p:**

**X i(0) = lb + r · (ub − lb)  r ~ U(0,1)**

**V i(0) ~ U(v min, v max)**

**pBest i = x i(0)**

**pBest J i = +∞**

↓

**STEP 2 | EVALUASI FITNESS $J(x_i)$**

Hitung nilai fungsi fitness J(x i) untuk setiap partikel berdasarkan posisi saat ini. Fungsi fitness merepresentasikan kualitas solusi semakin kecil nilai J, semakin baik solusi (pada problem minimisasi).

**Untuk setiap partikel i = 1, 2, ..., n p:**

**J i = f(x i)**

**dengan f(·) adalah fungsi objektif yang dirumuskan pada Persamaan (42) untuk penelitian ini.**

↓

**STEP 3 | UPDATE PERSONAL BEST (pBest)**

Setiap partikel membandingkan nilai fitness posisi saat ini dengan personal best-nya. Jika solusi saat ini lebih baik, pBest diperbarui. Mekanisme ini merepresentasikan "memori individual" partikel.

**Untuk setiap partikel i:**

**IF J i < pBest J i:**

**pBest i ← x i**

**pBest J i ← J i**

**ELSE:**

**pBest i tetap**

↓

## STEP 4 | UPDATE GLOBAL BEST (gBest)

Global best adalah solusi terbaik dari seluruh swarm. Diperoleh dengan mengambil partikel yang memiliki nilai pBest J terkecil. gBest merepresentasikan "pengetahuan kolektif" swarm.

**gBest J = min{ pBest J i : i = 1, 2, ..., n p }**

**gBest = pBest i* dengan i* = argmin{ pBest J i }**

↓

## STEP 5 | UPDATE KECEPATAN PARTIKEL

Kecepatan setiap partikel diperbarui berdasarkan tiga komponen: inersia, kognitif, dan sosial. Persamaan update kecepatan ini merupakan persamaan kunci PSO (Pers. 28) yang akan diuraikan secara mendalam pada Subbab 2.5.4.7.

**Untuk setiap partikel i, untuk setiap dimensi d:**

$$V_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pBest_{id} - x_{id}(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gBest_d - x_{id}(t))$$

**dengan $r_1, r_2 \sim U(0,1)$ independen.**

↓

## STEP 6 | UPDATE POSISI PARTIKEL

Posisi setiap partikel diperbarui berdasarkan kecepatan baru. Untuk variabel diskrit (seperti jumlah brush N), dilakukan pembulatan ke integer terdekat. Fungsi clamp memastikan partikel tetap berada dalam batas pencarian.

**Untuk variabel kontinu:**

**X id(t+1) = CLAMP(x id(t) + v id(t+1), lb d, ub d)**

**Untuk variabel diskrit:**

**X id(t+1) = ROUND(CLAMP(x id(t) + v id(t+1), lb d, ub d))**

**dengan CLAMP(x, lb, ub) = MAX(lb, MIN(ub, x))**

↓

**STEP 7 | CEK KONDISI KONVERGENSI**

Periksa apakah kondisi berhenti (stopping criteria) terpenuhi. Dua kriteria umum yang digunakan: (1) tercapainya batas iterasi maksimum, atau (2) konvergensi nilai fitness (perubahan gBest J di bawah ambang batas ε untuk beberapa iterasi berturut-turut).

**Kriteria 1 (Iterasi Maksimum):**

**IF t ≥ iter max: BERHENTI → Step 8**

**Kriteria 2 (Konvergensi Fitness):**

**IF |gBest J(t) – gBest J(t−1)| < ε untuk**
**k iterasi berturut-turut: BERHENTI → Step 8**

**JIKA belum berhenti: t = t + 1, kembali ke Step 2**

↓

**STEP 8 | OUTPUT SOLUSI OPTIMAL**

Algoritma mengembalikan gBest sebagai solusi optimal beserta nilai fungsi objektifnya. Jika dibutuhkan, riwayat konvergensi (gBest J vs iterasi) juga disimpan untuk analisis perilaku algoritma.

**Return:**

**x* = gBest (parameter optimal)**

**J*  = gBest J  (nilai objektif minimum)**
**history = {gBest J(t)} {t=0}^{iter max}**

↓

**STEP 9 | SELESAI**

Algoritma berakhir. Solusi optimal x* menjadi rekomendasi sistem yang akan dievaluasi dan dianalisis pada bab selanjutnya.

### 2.5.4.7 Persamaan Update Kecepatan: Tiga Komponen

Persamaan update kecepatan partikel (Pers. 28) adalah persamaan utama pada PSO untuk dapat menentukan perilaku eksplorasi dan eksploitasi algoritma. persamaan ini memiliki Tiga komponen yang mempunyai algoritma berbeda beda

$$v_i^{(t)} = w \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 \cdot \left(pbest_i - x_i^{(t)}\right) + c_2 \cdot r_2 \cdot \left(gbest - x_i^{(t)}\right) \quad (34)$$

***1. Komponen Inersia: w · v i(t)***

Komponen inersia mempertahankan momentum gerak partikel dari iterasi sebelumnya. Seberapa besar pengaruh kecepatan sebelumnya terhadap kecepatan saat ini dikontrol oleh inertia weight w.Secara fisik, ini analog dengan hukum inersia Newton benda yang bergerak cenderung mempertahankan gerakannya. Keseimbangan di setiap eksplorasi nantinya akan mencari area baru dalam ruang pencarian dan eksploitasi akan memperhalus solusi di sekitar optimum lokal dimana bergantung pada Pemilihan nilai w. Nilai w mendekati 1 meningkatkan eksplorasi, sedangkan w mendekati 0 meningkatkan eksploitasi.

***2. Komponen Kognitif: $c_1 \cdot r_1 \cdot$ (pBest i − x $i_a$(t))***

Komponen kognitif menarik partikel menuju posisi terbaik yang pernah dicapainya sendiri (personal best). Suku (pBest i − x i) adalah vektor arah dari posisi saat ini ke posisi terbaik personal. Koefisien $c_1$ disebut cognitive coefficient yang mengontrol intensitas tarikan menuju memori personal. Faktor random $r_1 \sim U(0,1)$ menambahkan stokastisitas yang mencegah partikel selalu bergerak ke arah yang sama, menjaga kemampuan eksplorasi algoritma. Komponen ini merepresentasikan aspek "pembelajaran individu" partikel mengingat dan kembali ke posisi yang menguntungkan

baginya.

***(3) Komponen Sosial: $c_2 \cdot r_2 \cdot (gBest - x\ i(t))$***

Komponen sosial menarik partikel menuju solusi terbaik yang ditemukan oleh seluruh swarm (global best). Koefisien $c_2$ disebut social coefficient. Komponen ini merepresentasikan "pembelajaran sosial" partikel berbagi informasi tentang lokasi terbaik yang ditemukan kawanan, sehingga seluruh swarm cenderung berkumpul menuju solusi yang lebih baik. Faktor random $r_2 \sim U(0,1)$ menambahkan elemen acak yang mencegah konvergensi prematur ke satu titik. Keseimbangan antara $c_1$ dan $c_2$ menentukan dominansi pengaruh personal vs sosial dalam pencarian solusi.

Tabel 2.3 Peran Tiga Komponen Update Kecepatan PSO

| Komponen | Persamaan | Peran | Efek pada Pencarian |
|---|---|---|---|
| **Inersia** | $w \cdot v\ i(t)$ | Mempertahankan arah gerak sebelumnya | w besar → eksplorasi luas; w kecil → eksploitasi lokal |
| **Kognitif** | $c_1 \cdot r_1 \cdot (pBest\ i - x\ i)$ | Tarikan ke memori personal terbaik partikel | Mempertahankan keberagaman; mencegah groupthink |
| **Sosial** | $c_2 \cdot r_2 \cdot (gBest - x\ i)$ | Tarikan ke solusi terbaik seluruh swarm | Mempercepat konvergensi; berisiko terjebak optimum lokal |

### 2.5.4.8 Kondisi Khusus pada Iterasi Pertama (t = 1)

Pada iterasi pertama setelah inisialisasi, terdapat kondisi khusus yang penting untuk dipahami. Karena pBest i pada t=0 diinisialisasi sama dengan posisi awal partikel x i(0), maka pada iterasi t=1, suku kognitif dalam

persamaan update kecepatan menjadi nol:

$$c_1 \cdot r_1 \cdot (\text{pBest i} - \text{x i}(0)) = c_1 \cdot r_1 \cdot (\text{x i}(0) - \text{x i}(0)) = 0 \quad (46)$$

Sehingga pada iterasi pertama, persamaan update kecepatan menjadi:

$$\text{v i}(1) = w \cdot \text{v i}(0) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\text{gBest} - \text{x i}(0)) \quad (47)$$

Implikasinya adalah pada iterasi pertama, pergerakan partikel sepenuhnya didominasi oleh komponen sosial (tarikan ke gBest) dan momentum awal. Hal ini menjelaskan mengapa swarm cenderung mengelompok cepat menuju area sekitar gBest pada iterasi-iterasi awal. Mulai iterasi t=2 dan seterusnya, suku kognitif menjadi aktif kembali karena pBest i berpotensi berbeda dari x i(t) jika partikel menemukan posisi yang lebih baik.

### 2.5.4.9 Persamaan Update Posisi dan Boundary Handling

Selanjutnya dilakukan perbaruan posisi setiap partikel menggunakan persamaan diskretisasi waktu sederhana setelah nilai kecepatan diperbarui.

$$\mathbf{x\ i(t+1) = x\ i(t) + v\ i(t+1)} \quad (35)$$

D dalam implementasi praktis, partikel dapat bergerak melewati batas ruang pencarian [lb, ub] yang ditetapkan, terutama pada iterasi-iterasi awal ketika magnitudo kecepatan masih besar. Untuk menjaga partikel tetap dalam ruang pencarian yang valid, diterapkan boundary handling melalui fungsi clamping:

$$\text{x id}(t+1) = \text{MAX}(\text{lb d}, \text{MIN}(\text{ub d}, \text{x id}(t) + \text{v id}(t+1)) \quad (29a)$$

Untuk variabel brush N harus berupa bilangan bulat, persamaan update posisi disesuaikan dengan pembulatan ke integer terdekat:

$$x_{i,n}^{(t+1)} = round\ (clamp(x_{i,n}^{(t)} + v_{i,n}^{(t+1)}, M_{min} N_{max}\ )) \quad (36)$$

Sesuai dengan formulasi *Discrete* PSO (DPSO) oleh Kennedy dan Eberhart (1997), pendekatan diskretisasi digunakan untuk mengatasi persoalan optimasi dengan variabel campuran kontinu dan diskrit [16]. Dalam implementasinya, operasi *clamping* diikuti langsung oleh proses pembulatan (rounding) untuk memastikan bahwa solusi akhir yang dihasilkan tetap berada dalam koridor integer yang valid pada ruang pencarian.

### 2.5.4.10 Fungsi Objektif (Fitness Function) Multi-Objektif Terbobot

Fungsi objektif yang dioptimasi dalam penelitian ini bersifat multi-objektif karena melibatkan dua kriteria yang harus diminimalkan secara simultan: temperatur prediksi brush (T pred) dan ketidakseimbangan distribusi arus (ΔI%). Untuk menyatukan dua kriteria tersebut menjadi satu nilai skalar yang dapat dioptimasi PSO, digunakan pendekatan weighted sum scalarization yang umum diadopsi pada literatur optimasi multi-objektif (Marler dan Arora, 2010) [17]:

$$J_{(x)} = \mathrm{w1} + \frac{T_{pred(x)}}{T_{ref}} + w2\,.\frac{\Delta \mathrm{I}\%}{\Delta \mathrm{I}_{ref}} \qquad (43)$$

dengan $x = (P, N, R\ iso)$ adalah vektor variabel optimasi, *T ref* dan *ΔI ref* adalah nilai referensi normalisasi yang dipilih berdasarkan standar industri, serta $w_1$ dan $w_2$ adalah bobot prioritas dengan kendala $w_1 + w_2 = 1$. Normalisasi dengan nilai referensi penting agar kedua komponen berada pada skala yang sebanding sebelum dijumlahkan, mengingat T pred berkisar pada orde $10^2$ °C sedangkan ΔI% berkisar pada orde $10^1$ persen.

Pemilihan bobot $w_1 > w_2$ mencerminkan prioritas penelitian terhadap minimasi temperatur sebagai faktor utama penyebab kegagalan sistem eksitasi, sedangkan ketidakseimbangan arus diperlakukan sebagai faktor pendukung. Justifikasi nilai numerik spesifik $w_1$, $w_2$, T ref, dan ΔI ref dijabarkan pada Bab III Subbab 3.9.2, sedangkan analisis sensitivitas terhadap variasi bobot dibahas pada Bab IV.

### 2.5.4.11 Parameter Algoritma PSO dan Pemilihan Constriction Coefficient

Parameter algoritma PSO yang menentukan perilaku dan konvergensinya adalah inertia weight (w), koefisien kognitif ($c_1$), koefisien sosial ($c_2$), jumlah partikel (n p), dan iterasi maksimum (iter max). *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [11]. melakukan analisis stabilitas matematis terhadap persamaan dinamis PSO dan membuktikan bahwa konvergensi terjamin tanpa eksplosi kecepatan partikel ketika kombinasi (w, $c_1$, $c_2$) memenuhi syarat constriction:

$$\varphi = c_1 + c_2 > 4 \qquad (44)$$

$$\chi = 2 / |2 - \varphi - \sqrt{(\varphi^2 - 4\varphi)}| \qquad (45)$$

dengan $\chi$ adalah constriction factor yang berperan sebagai inertia weight. Untuk nilai standar $\varphi = 4.1$ (yaitu $c_1 = c_2 = 2.05$), diperoleh $\chi \approx 0.729$. Selanjutnya, koefisien efektif yang digunakan dalam Pers. (34) adalah:

$$w = \chi \quad = 0.729 \tag{46}$$

$$c_1 = \chi \cdot 2.05 = 1.494 \tag{47}$$

$$c_2 = \chi \cdot 2.05 = 1.494 \tag{48}$$

Kombinasi ($w = 0.729$, $c_1 = c_2 = 1.494$) inilah yang dikenal sebagai constriction coefficient PSO dari Clerc-Kennedy, dan telah menjadi standar de-facto pada literatur PSO modern karena memberikan jaminan konvergensi matematis tanpa memerlukan velocity clamping tambahan. Konfigurasi ini juga lebih unggul dibanding skema inertia weight linear decreasing pada problem-problem optimasi multi-dimensi *sesuai dengan penelitihan terdahulu* [13].

### 2.5.4.12 Kriteria Konvergensi PSO

Dua kriteria yang sering kali digunakan bersamaan sebagai acuan untuk menghentikan algoritma PSO adalah batasan perubahan nilai *fitness* dan jumlah iterasi. Kriteria berbasis iterasi memiliki mekanisme yang simpel operasi komputasi akan disudahi tepat saat jumlah iterasi menyentuh ambang batas maksimum yang telah diatur:

**Kondisi 1: $t \geq$ iter max $\rightarrow$ BERHENTI** (44)

Kriteria kedua, yang lebih informatif secara akademik, didasarkan pada deteksi stabilisasi gBest J. Algoritma dianggap konvergen jika perubahan nilai gBest J selama k iterasi berturut-turut berada di bawah ambang batas ε:

**Kondisi 2: $|gBest\ J(t) - gBest\ J(t-k)| < \varepsilon \rightarrow$ CONVERGED** (45)

Nilai *k* biasanya dipilih dalam rentang 5–10 iterasi untuk memastikan stabilitas yang dapat diandalkan, sedangkan *ε* ditetapkan sesuai dengan presisi yang diinginkan (umumnya $10^{-3}$ untuk problem teknik). Penggunaan kedua kriteria secara bersamaan memberikan jaminan ganda: algoritma akan berhenti baik karena telah menemukan solusi yang stabil maupun karena pertimbangan efisiensi komputasi.

### 2.5.4.13 Keterkaitan dengan Bab III dan Implementasi Numerik

Seluruh persamaan matematis yang dijabarkan pada Subbab 2.5.4.6 hingga 2.5.4.12 merupakan landasan teoretis universal algoritma PSO. Penerapan

spesifik pada permasalahan optimasi parameter carbon brush PLTA Tulungagung meliputi penetapan nilai numerik parameter algoritma (w, $c_1$, $c_2$, n p, iter max, ε), penetapan ruang pencarian [lb, ub] berdasarkan batas fisik sistem, pemilihan nilai bobot fitness ($w_1$, $w_2$) dan nilai referensi normalisasi (T ref, ΔI ref), serta integrasi dengan model fisis 9 langkah dijabarkan secara lengkap pada Bab III Subbab 3.9.

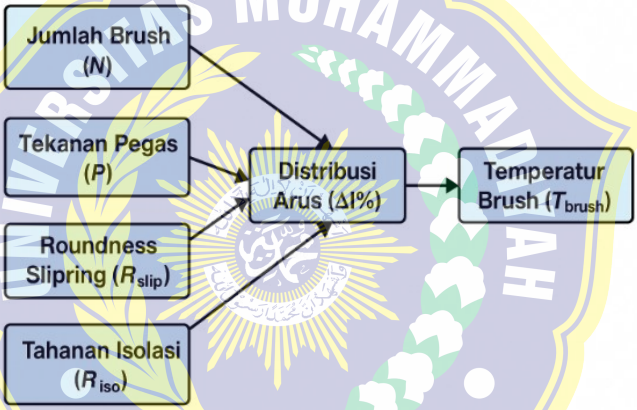
Hasil eksekusi algoritma PSO terhadap data dan kondisi operasional PLTA Tulungagung, termasuk trajektori partikel pada setiap iterasi, riwayat konvergensi gBest, dan parameter optimal yang diperoleh (x* = P*, N*, R* iso), disajikan dan dianalisis pada Bab IV Subbab 4.3. Verifikasi konsistensi antara formulasi teoretis pada bab ini dengan implementasi pada Kalkulator Model Fisis (Excel), Simulasi PSO v3.1 (Excel), dan aplikasi web SOPTIjuga dilakukan pada Bab IV sebagai bukti bahwa seluruh platform analisis menggunakan persamaan matematis yang identik.

Tabel 2.4 Pemetaan Persamaan PSO pada Subbab 2.5.4 ke Implementasi Bab III

| Pers. | Formulasi Teoretis | Subbab Implementasi | Aspek yang Diatur di Bab III |
|---|---|---|---|
| (34) | Update kecepatan PSO | 3.6.5 Update v dan x | Pemilihan nilai w, $c_1$, $c_2$ untuk problem PLTA |
| (35) | Update posisi standar | 3.6.5 Update v dan x | Integrasi dengan model fisis 9 langkah |
| (36) | Update posisi diskrit (N) | 3.6.5 Update v dan x | Handling variabel diskrit N (jumlah brush) |
| (43) | Fungsi fitness multi-objektif | 3.6.2 Fungsi Fitness | Penetapan $w_1$=0,7; $w_2$=0,3; T ref=100; ΔI ref=10 |
| (44) | Kriteria iter max | 3.6.3 Parameter PSO | Penetapan iter max = 100 |
| (45) | Kriteria konvergensi ε | 3.6.6 Cek Konvergensi | Penetapan ε = $10^{-3}$ dan k = 5 iterasi |

### 2.6 Kerangka Konseptual Penelitian

Merujuk pada tinjauan teoritis yang telah dipaparkan, kenaikan temperatur pada *carbon brush* sistem eksitasi generator dipengaruhi oleh sejumlah faktor teknis. Faktor-faktor tersebut meliputi kuantitas *brush*, tekanan pegas di dalam *brush holder*, tingkat kelonjongan (*roundness*) permukaan *Slip Ring*, serta nilai resistansi isolasi. Kombinasi variabel ini berdampak langsung pada distribusi arus dan kerugian daya kontak, yang menjadi penentu utama tinggi rendahnya suhu permukaan *brush*. Adapun korelasi antarkomponen dalam penelitian ini diilustrasikan melalui Gambar 2.3 di bawah ini.




Gambar 2.3 Hubungan Antarvariabel

# BAB III
# METODE PENELITIAN

## 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Pelaksanaan penelitian ini dijadwalkan pada bulan Oktober 2025 dengan mengambil lokasi di PT PLN Nusantara Power Unit Pembangkitan Brantas,