
KECERDASAN BUATAN BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION, ANT COLONY OPTIMIZATION DAN FIREFLY ALGORITHM UNTUK MEREDAM OSILASI GANGGUAN PADA SISTEM PEMBANGKIT LISTRIK

Pressa P. Surya
Universitas Muhammadiyah Gresik
pressa_elits@yahoo.com

Deny Irawan
Universitas Muhammadiyah Gresik

Abstrak— Peningkatan ilmu pengetahuan dan teknologi berdampak sangat besar terhadap kehidupan manusia. Kemajuan teknologi membuat taraf hidup manusia menjadi semangkit meningkat. Namun, semakin tinggi tingkat ilmu pengetahuan dan teknologi yang dapat dicapai manusia, semakin besar pula tantangan dan permasalahan terhadap teknologi tersebut. Sehingga manusia akan selalu dituntut untuk menyelesaikan masalah tersebut demi kesempurnaan teknologi yang mereka buat. Di sisi lain, kepedulian manusia terhadap lingkungan, hewan dan tumbuhan, memberikan keuntungan tersendiri bagi manusia. Banyak teknologi manusia yang dibuat berdasarkan desain dan perilaku dari hewan dan tumbuhan tersebut. Selain itu, muncul ilmu pengetahuan baru yang terinspirasi oleh perilaku hewan tersebut. Dengan ilmu tersebut, beberapa permasalahan teknologi dapat diselesaikan. Dalam penelitian ini, akan disajikan kecerdasan buatan yang terinspirasi oleh perilaku semut (*Ant Colony Optimization*), sekumpulan ikan (*Particle Swarm Optimization*) dan perilaku kunang-kunang (*Firefly Algorithm*) dalam menyelesaikan permasalahan dalam sistem pembangkit tenaga listrik, khususnya di peralatan *power system stabilizer (PSS)* dari suatu pembangkit listrik tenaga uap.

Kata Kunci— *Power System Stabilizer; PSS; ant colony optimization; particle swarm optimization; firefly algorithm; artificial intelligent*

I. PENDAHULUAN

Berbagai tingkah laku hewan dan bagian-bagian tumbuhan bagi sedikit orang cukup menarik diamati. Mereka menyadari bahwa dalam hal tertentu, kemampuan dan desain penciptaan hewan dan tumbuhan lebu unggul dari manusia. Berdasarkan hal tersebut, beberapa orang yang perhatian dengan karakter-karakter unik dari hewan dan tumbuhan akhirnya menemukan suatu jenis kecerdasan buatan yang terinspirasi dari perilaku hewan dan tumbuhan. Bahkan kecerdasan buatan tersebut menjadi populer dan menjadi rujukan dalam menyelesaikan permasalahan-permasalahan dalam kehidupan. Salah satunya di bidang kelistrikan.

Kemajuan yang dicapai oleh manusia di era ini, tidak akan dapat terjadi tanpa adanya tenaga listrik. Dengan tenaga listrik, manusia telah menciptakan teknologi-teknologi yang sangat berguna di kehidupan. Padahal, Gangguan pada sistem tenaga listrik sering terjadi. Gangguan tersebut dapat berupa putus jaringan (transien) atau perubahan beban (dinamik). Gangguan-gangguan ini menimbulkan ketidakstabilan pada sistem. Ketidakstabilan pada sistem dapat berupa ketidakstabilan sudut rotor, tagangan dan frekuensi.

Ketidakstabilan tersebut dipengaruhi oleh kondisi awal dan besar gangguan. Gangguan yang timbul berdampak langsung pada perubahan daya listrik. Perubahan pada daya listrik selanjutnya berdampak pada daya mekanik. Salah satu hal yang menyebabkan terjadinya ketidakstabilan yaitu perbedaan kecepatan respon antara respon daya elektrik yang cepat dengan respon daya mekanik yang lebih lambat. Akibat dari permasalahan ini menimbulkan osilasi pada sistem tersebut.

Untuk mengatasi hal tersebut, maka diperlukan sebuah peralatan kontrol tambahan yang dinamakan *Power System Stabilizer (PSS)*. PSS akan menambah batas kestabilan dengan memberikan redaman pada osilasi generator. Redaman PSS dapat diartikan bahwa PSS dapat menghasilkan komponen torsi elektris yang sefase dengan perubahan kecepatan.

Namun, jangkauan nilai dalam penyetingan parameter kontrol dalam PSS sangat beragam dan luas. Apalagi, jika sistem memiliki lebih dari satu mesin. Kesalahan peralatan dalam mengambil sinyal referensi atau dalam pengaturan parameter peralatan tersebut yang kurang optimal akan berakibat menimbulkan masalah dalam sistem tenaga listrik.

Oleh karena itu, untuk memperoleh nilai parameter control PSS secara cepat digunakanlah metode optimisasi menggunakan kecerdasan buatan yang terinspirasi dari perilaku hewan. Kecerdasan buatan yang digunakan dalam

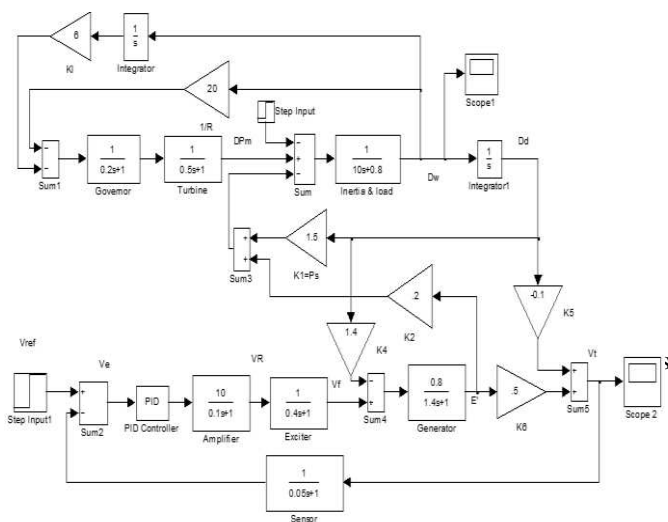
penelitian ini, antara lain adalah perilaku semut (Ant Colony Optimization), sekumpulan ikan (Particle Swarm Optimization) dan perilaku kunang-kunang (Firefly Algorithm). Selanjutnya akan dibandingkan antara metode tanpa menggunakan kecerdasan buatan dengan menggunakan kecerdasan buatan dalam memperbaiki respon sistem terhadap gangguan yang terjadi

II. PEMODELAN SISTEM

Penelitian ini mengangkat permasalahan mengenai kestabilan steady state pada sistem tenaga listrik. Untuk melakukan pengujian kestabilan steady state digunakan pemodelan linier sistem tenaga listrik berdasarkan pada buku "Power System Analysis" karya Hadi Saadat. Dalam pemodelan linear ini, terdapat komponen PSS yang merupakan komponen yang akan dioptimasi menggunakan kecerdasan buatan.

A. Pemodelan Linier Sistem Tenaga Listrik

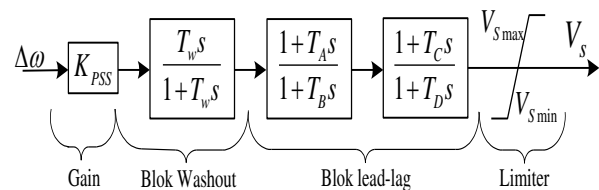
Penelitian ini menggunakan pemodelan linier dari sistem Single Machine Infinite Bus (SMIB) yang terdapat pada buku Power System Analysis karya Hadi Saadat. Buku itu sudah menjelaskan beberapa bagian antara lain: pemodelan governor, prime mover dan turbin, AVR, exciter, pemodelan mesin sinkron, sensor tegangan, dan pemodelan inersia generator. Respon yang dapat diamati dari sistem tersebut antara lain, perubahan sudut rotor dan perubahan frekuensi. Selanjutnya, perubahan ini dianggap sebagai sinyal error yang digunakan sebagai input PSS untuk menghasilkan sinyal control pada plant. Pemodelan sistem single machine ditunjukkan dalam gambar 1 [1].



Gambar 1. Pemodelan Sistem Single Machine

Power System Stabilizer (PSS) merupakan peralatan berjenis kontrol yang digunakan untuk memperbaiki kestabilan dengan memberi redaman pada osilasi pada rotor mesin sinkron. Redaman yang dimaksudkan yaitu, PSS menghasilkan komponen torsi elektrik yang sesuai dengan perbedaan kecepatan rotor. Sinyal input PSS merupakan sinyal error yang berupa perubahan kecepatan rotor. Sedangkan output PSS berupa sinyal tegangan yang berfungsi sebagai sinyal kontrol tambahan yang diumpanbalikkan pada sistem eksitasi generator.

PSS konvensional memiliki beberapa bagian, yaitu gain (K_{pss}), washout (T_w) dan lead-lag (T_A - T_D). Gain berfungsi untuk mengatur besar penguatan agar diperoleh nilai torsi yang sesuai dengan yang diinginkan. Washout berfungsi untuk memberikan keadaan secara kontinyu pada keluaran stabilizer. Rangkaian Lead-Lag berfungsi untuk memberikan kompensasi fasa sesuai yang diharapkan. Limiter bertugas menghindari sinyal stabiliser dari perubahan tegangan yang tajam dan tetap mempertahankan pengatur tegangan pada kondisi yang baik selama terjadi gangguan. Pemodelan PSS dapat dilihat di Gambar 2 [2].



Gambar 2. Diagram Blok Power System Stabilizer

III. METODE PENELITIAN

Dalam paper ini, metode penelitian yang dilakukan adalah dengan menggunakan kecerdasan buatan yang dibuat berdasarkan inspirasi dari perilaku hewan dalam proses mencari makan atau dalam beraktifitas. Hewan-hewan tersebut menyumbangkan kemajuan ilmu pengetahuan yang signifikan dalam proses penyelesaian masalah di bidang sistem tenaga

listrik ini. Kecerdasan buatan yang digunakan antara lain, yaitu perilaku semut (Ant Colony Optimization), sekumpulan ikan (Particle Swarm Optimization) dan perilaku kunang-kunang (Firefly Algorithm).

A. Ant Colony Optimization [3]

Ant colony optimization (ACO) merupakan algoritma yang menggunakan semut buatan untuk mencari nilai optimal dari suatu permasalahan optimisasi. Pertama kali ACO diperkenalkan oleh Marco Dorigo sekitar pada tahun 1990. ACO terinspirasi oleh perilaku semut dalam mencari jalur terpendek antara sarang dan makanan

Cara kerja ACO adalah sebagai berikut: awalnya sejumlah m semut ditempatkan pada sejumlah n tempat berdasarkan beberapa aturan inisialisasi. Setiap semut membuat sebuah perjalanan (tour) dengan menerapkan sebuah aturan transisi status secara berulang kali. Pada saat melakukan perjalanan, seekor semut juga memodifikasi jumlah feromon pada jalur yang dilaluinya dengan mengaplikasikan aturan pembaruan feromon lokal. Setelah semua semut menyelesaikan tour mereka, jumlah feromon yang terdapat pada jalur dimodifikasi kembali dengan menggunakan aturan pembaruan feromon global. Dalam membuat tour, semut ‘dipandu’ oleh informasi heuristic (mereka lebih memilih jalur yang lebih pendek) dan informasi feromon. Sebuah jalur dengan jumlah feromon yang banyak merupakan pilihan yang sangat dianjurkan. Kedua aturan pembaruan feromon itu dibuat agar semut cenderung untuk memberikan lebih banyak feromon pada jalur yang harus mereka lewati.

Aturan Transisi Status

Aturan transisi status yang berlaku pada ACS adalah sebagai berikut: seekor semut yang ditempatkan pada suatu tempat i memilih untuk menuju ke tempat j dengan menerapkan aturan yang ditunjukkan oleh persamaan (1,2).

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_i^k} \{ [\tau_{iu}(t)] [\eta_{iu}(t)]^\beta \} & , \text{jika } q \leq q_0 \\ J & , \text{jika lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_{iu}(t)] [\eta_{iu}(t)]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)] [\eta_{il}(t)]^\beta} \quad (2)$$

Keterangan,

- τ = feromon
- η = inverse dari jarak antara dua kota

q = sebuah variabel random yang terdistribusi secara uniform pada range nilai [0,1],

q_0 = sebuah parameter yang dapat di-tune pada interval [0,1]

J = sebuah list kandidat dan dipilih berdasar persamaan (1)

3.1.2 Aturan Pembaruan Feromon Global

Pada sistem ini, pembaruan feromon secara global hanya dapat dilakukan oleh semut yang membuat tour terpendek sejak permulaan percobaan. Setelah semua semut menyelesaikan tour mereka pada akhir iterasi, sejumlah feromon diletakkan pada jalur yang dilalui oleh seekor semut yang telah menemukan tour terpendek (jalur yang lain tidak diubah). Tingkat/jumlah feromon diperbarui dengan menerapkan aturan pembaruan feromon global yang ditunjukkan oleh persamaan (3).

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t-1) + \frac{\rho}{L_{best}} \quad (3)$$

Keterangan,

- ρ = konstanta evaporasi (penguapan)
- τ_0 = merupakan inisial nilai feromon awal

Aturan Pembaruan Feromon Lokal

Pada saat melakukan tour untuk mencari optimasi terbaik, semut melewati jalur dan mengubah tingkat feromon pada jalur tersebut dengan menerapkan aturan pembaruan feromon lokal yang ditunjukkan oleh persamaan (4).

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t-1) + \rho\tau_0 \quad (4)$$

Keterangan,

- ρ = konstanta evaporasi (penguapan)
- τ_0 = merupakan inisial nilai feromon awal
- L_{best} = tour terbaik

B. Particle Swarm Optimization [4]

Particle Swarm Optimization (PSO) pertama kali diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhard pada tahun 1995. Algoritma ini terinspirasi dari perilaku sebuah populasi burung

maupun ikan dalam mencari makanan. Pada algoritma PSO, populasi burung maupun ikan disebut swarm. Sedangkan tiap individu burung maupun ikan disebut partikel. Posisi makanan terbaik yang dicapai populasi tersebut mewakili nilai optimal yang dicari dengan algoritma ini.

Ketika suatu partikel menemukan posisi terbaik, maka partikel-partikel lainnya akan bergerak menuju pada partikel tersebut. Namun ketika terdapat partikel lain yang menemukan posisi yang lebih baik dari partikel terbaik pertama, maka semua partikel akan berubah haluan menuju partikel yang lebih baik kedua tersebut. Proses ini akan terus berlangsung terus-menerus hingga mendapatkan posisi partikel terbaik. Kecepatan pergerakan tiap particle dirumuskan dengan persamaan (5). Dan jarak perpindahan partikel dari posisi awal menuju partikel terbaik didefinisikan dengan persamaan (6).

Ukuran swarm atau populasi yang dipilih sangat tergantung pada persoalan yang dihadapi. Setiap permasalahan memiliki karakteristik sendiri-sendiri. Ukuran swarm yang secara umum digunakan berkisar antara 20 sampai 50. Dan pada umumnya nilai-nilai untuk koefisien akselerasi c_1 dan c_2 adalah 2.0. Namun demikianlah, nilai koefisien akselerasi tersebut dapat ditentukan sendiri sesuai yang digunakan di dalam penelitian yang berbeda, biasanya nilai c_1 dan c_2 adalah sama dan berada pada rentang antara 0 sampai 4.

$$v_i^{k+1} = v_i + c_1 r_1 (Pbest_i - x_i^k) + c_2 r_2 (Gbest - x_i^k) \quad (5)$$

$$x_i^{k+1} = x_i + v_i^{k+1} \quad (6)$$

- Keterangan,
- i = particle ke-
 - k = jumlah iterasi
 - c_1 dan c_2 = konstanta
 - P_{best} = posisi terbaik yang pernah dicapai tiap particle
 - G_{best} = posisi terbaik yang yang dicapai tiap iterasi
 - r_1 dan r_2 = angka random

C. Firefly Algorithm

Algoritma ini dibuat berdasarkan perilaku kunang-kunang dalam interaksinya. Ada dua hal yang berkaitan dan sangat penting dalam firefly algorithm (FA) ini yaitu intensitas cahaya dan fungsi keatraktifan. Besar intensitas cahaya pada sebuah kunang-kunang x dapat dilihat sebagai,

$$I(x) = f(x) \quad (7)$$

Dengan nilai I merupakan tingkat intensitas cahaya pada sejumlah x kunang-kunang yang sebanding terhadap solusi

fungsi dari permasalahan yang akan dicari $f(x)$. Keatraktifan β bernilai relatif karena sesuai dengan intensitas cahaya yang harus dilihat dan dinilai oleh kunang-kunang lain. Dengan demikian, hasil penilaian akan berbeda-beda tergantung dari jarak antara kunang-kunang yang satu dengan yang lainnya. Selain itu, intensitas cahaya akan menurun dilihat dari sumbernya dikarenakan terserap oleh media, misalkan udara (γ). Fungsi keatraktifan ialah sebagai berikut :

$$\beta(r) = \beta_0 * e(-\gamma r^m), (m > 1) \quad (8)$$

Jarak Antar Kunang-Kunang

Jarak antar kunang-kunang i dan j pada suatu lokasi x , x_i dan x_j dapat ditentukan ketika melakukan peletakan titik dimana kunang-kunang tersebut disebar secara random dalam diagram kartesian dengan rumus

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (9)$$

Pergerakan Kunang-Kunang

Pergerakan sebuah kunang-kunang i yang bergerak menuju tingkat intensitas cahaya yang lebih baik dapat dilihat dari persamaan berikut :

$$x_i = x_i + \beta_0 * \exp(-\gamma r_{ij}^2) * (x_j - x_i) + \alpha * (\text{rand} - \frac{1}{2}) \quad (10)$$

Dimana variable awal x_i menunjukkan posisi awal kunang-kunang, yang berada pada suatu lokasi x , kemudian persamaan kedua yang terdiri dari variable $\beta_0 = 1.0$. Variabel ini merupakan nilai keatraktifan awal pada kunang-kunang, variabel (\exp) merupakan bilangan eksponensial, variabel $\gamma = 1.0$ adalah suatu nilai untuk tingkat penyerapan cahaya pada lingkungan sekitar kunang-kunang yakni udara dan terakhir r_{ij} merupakan variable selisih jarak awal antara kunang-kunang i dan j . Semua variable pada persamaan (9) tersebut diberikan dari fungsi keatraktifan kunang-kunang yang akan menentukan tingkat kecerahan. Kemudian, persamaan (10) menggambarkan selisih nilai solusi pada kunang-kunang i terhadap kunang-kunang j . Selanjutnya, fungsi persamaan pergerakan dari sejumlah kunang-kunang secara acak (rand) yang menunjukkan adanya bilangan acak yang kisarannya antara $[0,1]$. variabel α yang memiliki kisaran antara $[0,1]$ ditentukan dengan nilai 0,2. Semua variabel yang terbentuk pada persamaan pergerakan kunang-kunang dapat menjamin cara kerja algoritma ini cepat menuju solusi yang optimal.

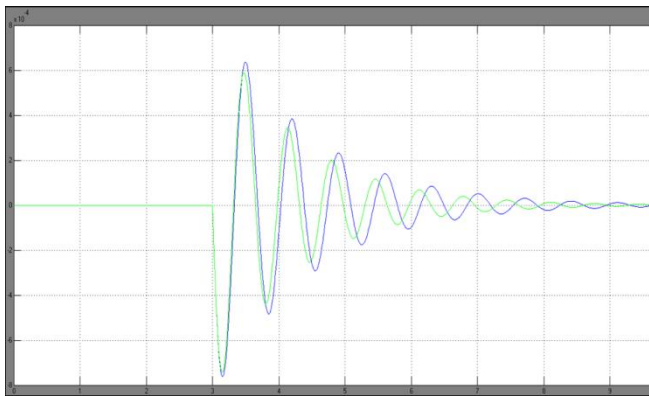
IV. HASIL SIMULASI DAN ANALISIS

Untuk menguji keefektifan sistem PSS dalam meredam osilasi sistem tenaga listrik, maka sistem yang telah dimodelkan diuji pada sistem single machine. Kontroler PSS yang ditambahkan pada sistem eksitasi harus dioptimalkan dengan persamaan cost function yang disebut sebagai Integral Time Absolute Error (ITAE). Persamaan ITAE dapat dituliskan dalam persamaan (11)

$$ITAE = \int_0^t |\Delta\omega(t)| dt \quad (11)$$

Single machine yang dipakai dalam simulasi ini merujuk pada sistem pemodelan linier Single Machine Infinite Bus (SMIB) yang dijelaskan pada buku “Power System Control” karya Hadi Saadat halaman 568. Jenis gangguan yang terjadi adalah gangguan dinamik dengan perubahan beban sebesar 0.05 pu. Dalam penelitian ini, performansi plant yang diamati dan dibandingkan hanya respon perubahan frekuensi.

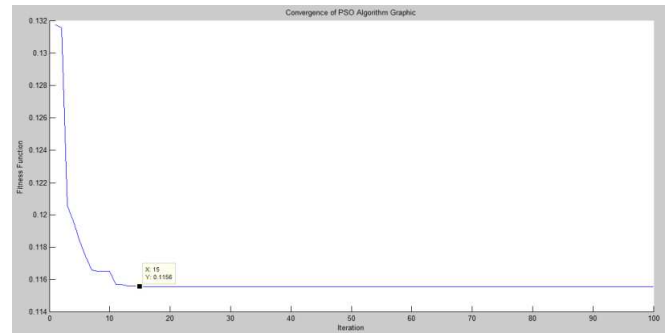
Hasil simulasi dengan pengaturan parameter manual menunjukkan peredaman osilasi yang tidak signifikan dan masih terlalu lama. Osilasi yang terjadi juga masih terlalu tinggi dan membahayakan. Hasil simulasi dapat dilihat pada gambar 3 di bawah ini. Dengan warna biru menunjukkan respon sistem tanpa PSS dan warna hijau menunjukkan respon sistem dengan PSS yang ditala manual.



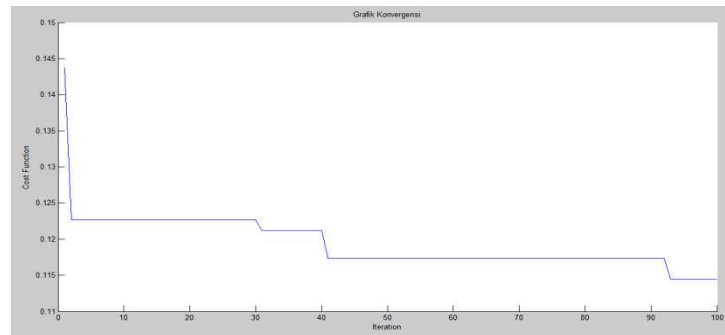
Gambar 3. Osilasi sistem tanpa PSS dan dengan PSS yang ditala manual

Hal itu terjadi karena pengaturan parameter PSS yang kurang optimal. Sehingga diperlukan algoritma optimasi untuk menentukan parameter optimal dari PSS. Sehingga peredaman yang terjadi lebih cepat dan osilasi yang terjadi juga rendah.

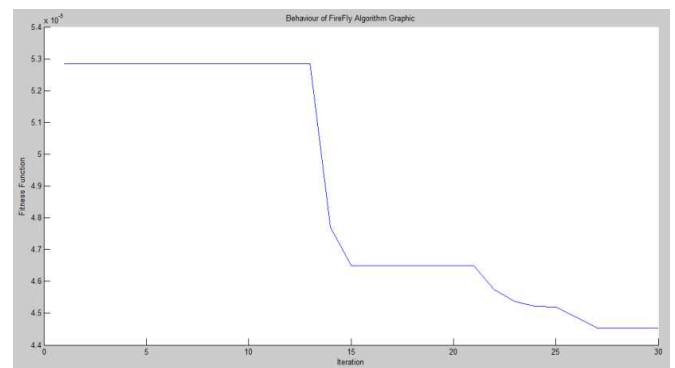
Berikut ini adalah perbandingan hasil simulasi software MATLAB. Pada gambar 4, 5 dan 6 adalah grafik konvergensi tiap algoritma



Gambar 4. Grafik konvergensi PSO



Gambar 5. Grafik konvergensi ACO

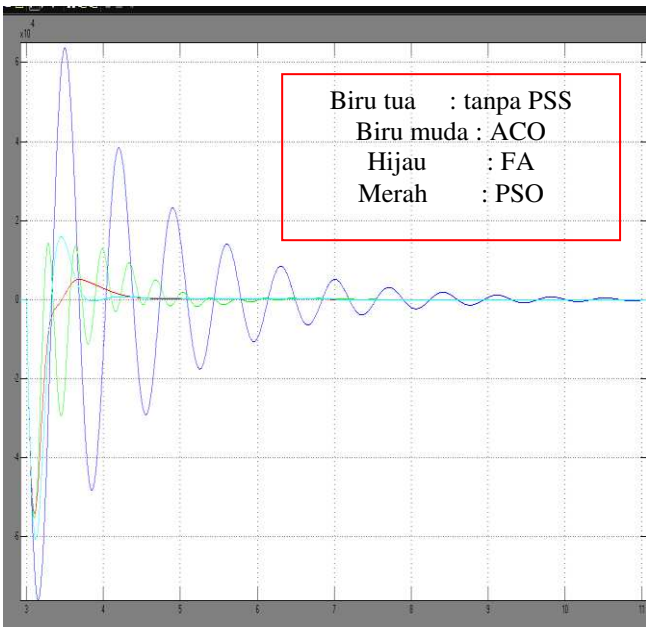


Gambar 6. Grafik konvergensi FA

Dari gambar di atas, dapat dilihat bahwa PSO mencapai nilai objektif terbaik pada iterasi ke-15 dengan nilai

konvergensi 0.115692, pada ACO tercapai pada iterasi ke-92 dengan nilai konvergensi 0.111, sedangkan pada FA mencapai nilai konvergensi 0.000045 pada iterasi yang ke-27. Sehingga dapat disimpulkan bahwa PSO lebih cepat menemukan nilai objektif terbaik (parameter PSS) dari pada algoritma ACO dan FA.

Setelah didapat nilai parameter PSS, maka sistem pemodelan akan disimulasikan. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 7 berikut ini.



Gambar 7. Respon Sistem terhadap gangguan Setelah dilakukan optimasi

Berdasarkan gambar 7 di atas, akan didapatkan nilai overshoot dan time settling masing-masing parameter PSS yang sudah didapatkan dari simulasi sebelumnya. Hasilnya dapat dilihat pada tabel 1 berikut ini :

Tabel 1. Perbandingan Respon Frekuensi

Metode Kontrol	Overshoot (10^{-4})	Time Settling
Tanpa Control	6.37	11
PSS-FA	1.43	7

PSS-PSO	0.51	4.8
PSS-ACO	1.59	4.8

Berdasarkan nilai yang didapat dari hasil simulasi, optimasi sistem menggunakan PSO mempunyai waktu redaman yang cepat dengan overshoot yang paling rendah. Sebenarnya algoritma ACO mempunyai karakteristik menuju titik stabil yang paling cepat sebesar 3.8 detik. Namun, masih mempunyai sedikit osilasi dan mencapai kestabilan bersamaan dengan algoritma PSO, yaitu dalam waktu 4.8 detik. Algoritma FA dalam kasus ini masih belum menunjukkan nilai yang optimal bila dibandingkan dengan ACO dan PSO.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil simulasi menggunakan algoritma PSO, ACO, dan FA pada sistem pembangkitan tenaga listrik, algoritma ACO dan PSO masih memegang peranan terpenting dalam mendapatkan nilai optimal dari sistem yang diuji. Kedua algoritma ini mendapatkan nilai overshoot yang kecil dengan nilai time settling yang paling singkat. Hal ini membuktikan algoritma ini cocok diterapkan pada pemodelan sistem tenaga listrik. Untuk algoritma FA yang terinspirasi dari perilaku kunang-kunang masih diperlukan penelitian lebih lanjut sehingga dapat diterapkan pada sistem yang cocok demi mendapatkan nilai yang paling optimal

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada tim editorial Jurnal Teknologi Elektro atas dipublikasikannya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kundur, P., Klein, M., Rogers, G.J., Zywno, M.S., "Applications of Power System Stabilizer for Enhancement of Overall System Stability", IEEE Transactions on Power System, Vol.4, May 1989.
- [2] Imam Robandi, "Desain Sistem Tenaga Modern", Penerbit ANDI, Yogyakarta, 2006
- [3] Miftakhur Roziq M.D, "Optimal Coordination of PID Controller and Capacitive Energy Storage (CES) for Load Frequency Control (LFC) Using Ant Colony Optimization (ACO)", Tugas Akhir, Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia 2011.
- [4] A. M. Benie Zakariya I, Stephan, Fachrudin, Imam Robandi "Optimal Performance of Wind-Diesel Hybrid Power System (WDHPS) on Isolated Area with Superconducting Magnetic Energy Storage (SMES) using Particle Swarm Optimization (PSO)", Proceedings of Internasional Seminar on applied Technology, Science, and Arts(2nd APTECS), Surabaya, 2010.