

ALGORITMA GENETIKA UNTUK OPTIMASI STRUKTUR ANFIS

Ariesta Damayanti¹⁾, Rudy Cahyadi²⁾

¹⁾Teknik Informatika STM IK AKAKOM Yogyakarta, ²⁾ Politeknik Negeri Media Kreatif Jakarta

¹⁾Jl. Janti 143 Yogyakarta, ²⁾ Jl. Srengseng Sawah, Jagakarsa, Jakarta Selatan

e-mail: iest_ayanthi@akakom.com¹⁾, rudyc@polimedia.ac.id²⁾

ABSTRAK

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah metode yang menggabungkan mekanisme fuzzy inference system dengan jaringan syaraf. Paper ini membahas pemanfaatan ANFIS yang dioptimasi dengan algoritma genetika untuk pendeteksian secara dini adanya penyimpangan dalam tumbuh kembang balita. Pada paper ini menggabungkan algoritma genetika dan LSE sebagai algoritma pelatihan ANFIS. Algoritma genetika digunakan untuk menggantikan algoritma steepest descent Sebagai masukan pada sistem ini menggunakan 6 (enam) parameter masukan yang berupa tumbuh kembang balita. Enam parameter tersebut adalah : usia, berat badan, tinggi badan, lingkaran kepala, nilai motorik kasar dan nilai motorik halus. Sistem inferensi samar yang digunakan adalah Takagi Sugeno Kang (TSK) orde 1, dengan metode pelatihan menggabungkan Least Squares Estimator (LSE) pada tahap maju dan algoritma genetika pada tahap mundur. Hasil deteksi yang diperoleh pada penelitian ini menghasilkan error training terkecil sebesar 0,002899. Untuk pengujian sistem ditemukan bahwa karakteristik data pada proses pelatihan mempengaruhi akurasi deteksi yang dihasilkan oleh sistem.

Kata Kunci : ANFIS, algoritma genetika, deteksi, optimasi

ABSTRACT

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) is a method that combines the mechanism of fuzzy inference systems with neural networks. This paper discusses the use of ANFIS are optimized with genetic algorithm to make early detection of the deviation of the growth and development of the toddler. In this paper combines genetic algorithm and LSE as ANFIS training algorithm. Genetic algorithms are used to replace the steepest descent algorithm This early detection of toddler's growth and development deviation using ANFIS method and genetic algorithm used 6 (six) parameters of input connected with the growth and development of the toddler. Six parameters are : the age, weight, height, head circumference, the gross motor value and the fine motor value. The assumed inference system used is the orde 1 Takagi Sugeno Kang (TSK), with a training method that combines Least Squares Estimator (LSE) on the onward state and genetic algorithm on backwards state. The result of the detection obtained in this research has generated the smallest training error of 0.002899. For the test of the system, it has been found that the characteristics of the data in the training process has affected the accuracy of the detection generated by the system.

Keywords: ANFIS, detection, development, geneticalgorithm, optimizatiton

I. PENDAHULUAN

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan fuzzy rule base model Sugeno. Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan neural dengan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu, atau dengan kata lain ANFIS adalah suatu metode yang dalam melakukan pengaturan digunakan algoritma pelatihan terhadap sekumpulan data. Pada ANFIS juga memungkinkan aturan samar (rule) beradaptasi. Dalam ANFIS jumlah hidden node pada jaringan syaraf adalah sesuai dengan sistem samarnya [1].

Pemodelan ANFIS terbagi menjadi dua bagian, yaitu identifikasi struktur dan optimisasi parameter [2]. Identifikasi struktur mencakup penentuan banyaknya fungsi keanggotaan dan aturan samar dalam struktur ANFIS. ANFIS membentuk aturan samar dengan menyusun semua kombinasi aturan berdasarkan banyaknya masukan dan fungsi keanggotaan pada setiap masukan [3]. Sehingga jika terdapat suatu sistem dengan n adalah banyak masukan dan p adalah banyaknya fungsi keanggotaan dari masukan tersebut, maka aturan samar yang akan terbentuk adalah sebanyak p^n . Metode ini menyebabkan besarnya jumlah aturan samar yang terbentuk terutama untuk sistem yang menggunakan fungsi keanggotaan dan jumlah masukan yang besar. Dalam upaya mengatasi permasalahan yang dinyatakan sebagai "curse of dimensionality" ini, banyak penelitian yang dilakukan untuk membentuk aturan samar yang lebih ringkas. Salah satunya adalah mengurangi jumlah aturan samar menjadi sebanyak fungsi keanggotaan pada masukan atau sebanyak p aturan [4]. Pada paper ini digunakan aturan samar sebanyak aturan keanggotaan yang digunakan untuk masukan pada struktur ANFIS.

Optimisasi parameter pada ANFIS menggunakan kemampuan yang ada pada jaringan neural yaitu kemampuan untuk belajar dalam rangka memperbaharui parameter premis dan konsekuen yang ada pada struktur ANFIS. Algoritma pelatihan yang umum digunakan pada ANFIS adalah algoritma *hybrid* [3]. Algoritma ini menggabungkan antara *steepest descent* (SD) dan *least square estimator* (LSE) untuk mengidentifikasi parameter-parameter linear

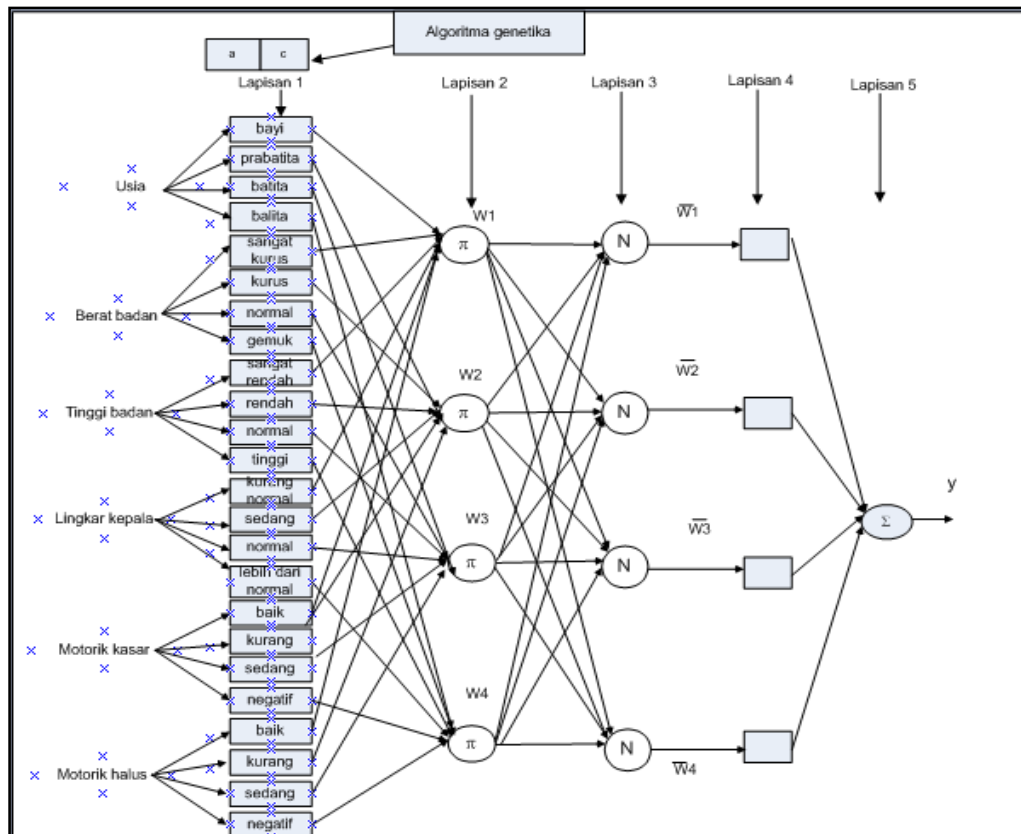
Pada paper ini menggabungkan algoritma genetika dan LSE sebagai algoritma pelatihan ANFIS. Penggunaan algoritma genetika digunakan untuk menggantikan algoritma *steepest descent*. Algoritma genetika mengambil prinsip proses genetika yang ada pada makhluk hidup, yaitu perkembangan generasi dalam suatu populasi mengikuti prinsip seleksi alam. Algoritma genetika menggunakan prinsip tersebut untuk mencari solusi permasalahan dalam dunia nyata [5]. Penggunaan algoritma genetika pada struktur ANFIS ini adalah untuk mengoptimasi proses pelatihan.

II. METODE PENELITIAN

Perancangan algoritma genetika untuk optimasi struktur ANFIS ini diterapkan pada deteksi dini gangguan tumbuh kembang balita. Parameter yang digunakan pada paper ini adalah : penentuan jumlah dan jenis masukan, penentuan jumlah dan jenis fungsi keanggotaan, dan pembentukan struktur dengan pelatihan berdasar algoritma genetika, yang dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Penentuan jumlah dan jenis masukan

Terdapat enam buah variabel yang mempengaruhi tumbuh kembang balita, yaitu : usia, berat badan, tinggi badan, lingkar kepala, motorik kasar, dan motorik halus, sehingga jumlah jumlah masukan untuk sistem adalah enam variabel tersebut.



Gambar 1. Struktur ANFIS dengan algoritma genetika

2. Penentuan banyak dan jenis fungsi keanggotaan

Jenis fungsi keanggotaan berkaitan dengan data masukan yang digunakan. Jenis fungsi keanggotaan yang dipilih adalah fungsi *bell* karena fungsi *bell* dapat menangani permasalahan yang kompleks dengan lebih baik [3]. Banyaknya fungsi keanggotaan untuk setiap input yang digunakan pada paper ini adalah empat fungsi keanggotaan.

3. Pembentukan stuktur ANFIS

Struktur ANFIS yang dibangun seperti ditunjukkan pada Gambar 1.

Metode inferensi samar yang digunakan pada Gambar 1 adalah inferensi samar Sugeno orde 1 dengan bentuk umum yaitu :

Rule : IF x is A and y is B , THEN $F = px + qy + r$

dimana A dan B dinyatakan sebagai premis dan F adalah konsekuen [3].

Nilai parameter premis dan konsekuen pada lapisan kedua dan ke empat yang merupakan parameter adaptif dan nilainya pada struktur ANFIS diperoleh dari hasil pelatihan dengan menggunakan algoritma *hybrid*, sedangkan sistem yang dibangun pada paper ini, parameter-parameter tersebut dioptimasi dengan menggunakan algoritma genetika dan *least square estimator* (LSE). Fungsi algoritma genetika disini adalah untuk menggantikan algoritma *steepest descent*.

Langkah optimasi parameter premis dengan algoritma genetika adalah sebagai berikut :

a. Pemetaan ruang masalah ke ruang solusi

Kromosom merupakan representasi dari solusi, sedangkan solusi yang diinginkan adalah nilai parameter premis yang akan menghasilkan nilai sesuai yang diinginkan. Sehingga kromosom disini berisi parameter premis, sedangkan parameter konsekuen nilainya diperoleh dengan menggunakan metode LSE berdasar nilai kromosom (parameter premis) yang diperoleh. Satu buah kromosom merepresentasikan 1 kemungkinan solusi.

b. Penentuan fungsi evaluasi

Algoritma genetika bekerja secara acak terbimbing dengan berpedoman pada nilai *fitness* pada setiap kromosom. Jadi setiap kromosom dievaluasi berdasar nilai *fitness*-nya. Kromosom yang mempunyai nilai *fitness* yang tinggi mempunyai peluang yang tinggi untuk diikutkan pada proses genetika berikutnya untuk menghasilkan solusi terbaik. Fungsi *fitness* merupakan pemetaan dari fungsi evaluasi.

Untuk masalah ini maka fungsi evaluasi berupa nilai *root meant square error* (RMSE). RMSE digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan antara keluaran ANFIS dengan keluaran yang diharapkan. Karena yang diinginkan adalah nilai *error* terkecil, maka fungsi *fitness* dapat diformulasikan pada persamaan sebagai :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2}{n}} \quad (1)$$

dengan y' adalah keluaran dari ANFIS dan y adalah keluaran yang diharapkan.

$$f = \frac{1}{(\epsilon + RMSE)} \quad (2)$$

Dengan ϵ berupa bilangan yang sangat kecil.

Proses yang terjadi pada perhitungan nilai *fitness* ini dimulai dari lapisan 1 sampai ke 5 pada ANFIS dan dilakukan saat kromosom terbentuk. Nilai parameter konsekuen yang belum diketahui diperoleh dengan menggunakan metode LSE.

c. Pemilihan operator genetika

Pemilihan jenis dan parameter pada operator genetika sangat penting dalam algoritma genetika. Jenis *crossover* yang digunakan adalah *crossover* menengah sesuai dengan representasi real yang digunakan, sedangkan jenis mutasi-nya adalah seragam (*uniform*). Model seleksi yang digunakan adalah *roulette wheel*. Pemilihan jenis mutasi disesuaikan dengan representasi kromosom yang berupa bilangan real. Sedangkan model seleksi *roulette wheel* digunakan karena penerapannya yang sederhana dan mudah diimplementasikan dalam pemrograman [6].

d. Proses genetika

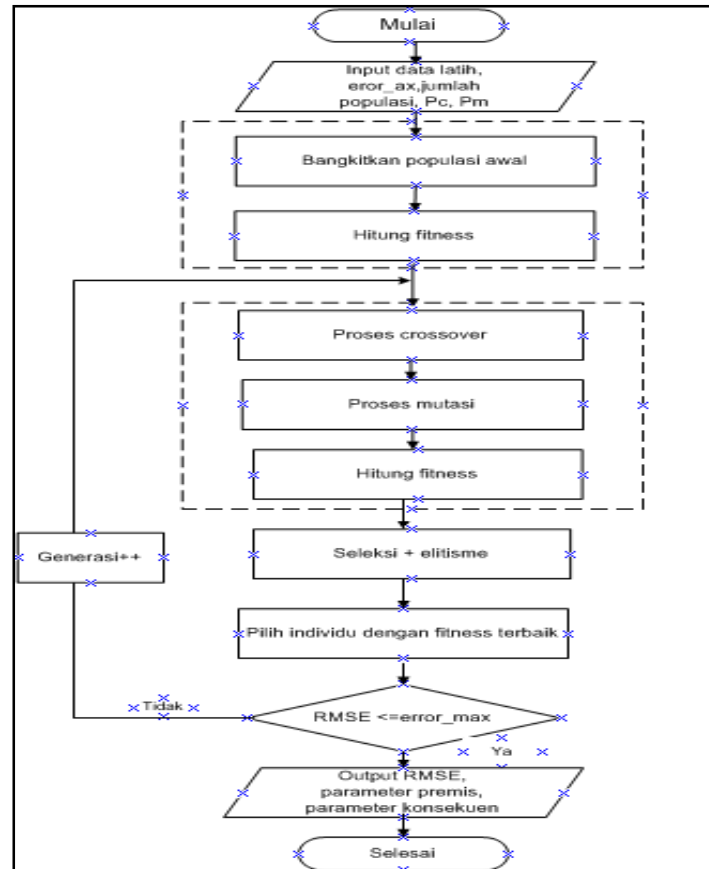
Algoritma genetika mencari solusi dengan cara berevolusi dari generasi ke generasi. Pada tahap awal dibangkitkan populasi awal secara acak dalam rentang nilai yang telah ditetapkan. Kemudian dilakukan proses *crossover* dan mutasi serta seleksi untuk menghasilkan kromosom-kromosom yang mempunyai nilai *fitness* yang lebih tinggi dibandingkan generasi sebelumnya. Agar generasi yang baik tidak tereliminasi pada saat proses seleksi yang dilakukan secara acak, maka dilakukan proses *elitism* yaitu dengan mengkopikan kromosom terbaik ke generasi berikutnya. Proses genetika ini dilakukan terus sampai kriteria penghentian iterasi terpenuhi, yang biasanya berupa jumlah maksimum generasi yang telah ditetapkan sebelumnya.

4. Evaluasi sistem inferensi akhir

Proses evaluasi sistem inferensi samar akhir dilaksanakan dengan memberikan kembali data pengujian terhadap sistem inferensi samar yang didapat dari pelatihan.

Alur Proses Pelatihan dan Ujicoba

Alur proses pelatihan digunakan untuk mendapatkan parameter premis dan konsekuen yang dicari. Alur proses pelatihan dengan menggunakan algoritma genetika dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Proses Pelatihan

Alur proses pelatihan dapat dijelaskan sebagai berikut :

- Langkah 1 inialisasi untuk data latih yaitu 6 masukan (X_{ik} , $i = 1,2$ dan $k = \dots$) dan 1 keluaran (Y_k , $k = 1, 2, \dots, 3$) berupa data pemeriksaan pertumbuhan dan perkembangan di posyandu. Inialisasi diberikan untuk jumlah populasi awal, jumlah generasi, *error max*, probabilitas *crossover* dan probabilitas mutasi.
- Langkah 2 inialisasi populasi awal secara acak berupa bilangan real dengan batas nilai yang ditentukan, agar tidak menyimpang dari solusi yang diinginkan. Populasi awal merupakan representasi parameter premis yang akan dievaluasi oleh sistem ANFIS. Parameter tersebut diformulasikan sebagai : $x^1 x^{2i} \dots x^{(nxm-1)i} x^{(nxm)l}$ dengan $x^1 x^3 \dots x^{47}$ adalah nilai parameter a, dan $x^2 x^4 \dots x^{48}$ adalah nilai parameter c, dengan n adalah banyaknya masukan dan m adalah banyaknya fungsi keanggotaan. Setelah parameter premis pada struktur ANFIS diperoleh, kemudian nilai parameter konsekuen dapat dicari dengan metode LSE.
- Langkah 3 pada tahapan ini dilakukan proses *crossover* sebagai proses genetika. Proses pada *crossover* dilakukan dengan menciptakan individu baru yang berdasarkan sifat orang tuanya dengan memilih dua individu yang akan dipindah silangkan. Jenis *crossover* yang digunakan disini adalah *crossover* menengah.
- Langkah 4 untuk mencegah terjadinya konvergensi dini akibat adanya homogenisasi populasi, maka dilakukan proses mutasi. Jenis mutasi yang digunakan untuk kasus ini adalah mutasi seragam (*uniform*), yang mengganti gen terpilih (secara acak) dengan suatu nilai yang dibangkitkan secara acak dalam rentang yang telah ditetapkan, sehingga solusi yang dihasilkan adalah solusi yang legal.
- Langkah 5 untuk mencegah hilangnya individu terbaik karena proses acak yang dilakukan, maka dilakukan proses *elitism*. Proses *elitism* yaitu memilih dua individu (representasi parameter premis

pada fungsi keanggotaan samar) yang memiliki nilai *fitness* terbaik pertama dan kedua untuk ditempatkan pada generasi berikutnya.

- Langkah 6 memilih satu parameter premis atau individu yang memiliki nilai *error* terkecil atau nilai *fitness* terbesar.
- Langkah 7 melakukan pengecekan terhadap iterasi yang telah berjalan untuk memastikan telah mencapai batas maksimal generasi.
- Langkah 8 jika belum dicapai maksimal generasi, maka dilakukan proses genetika berikutnya yaitu : *crossover*, mutasi, dan elitisme.

Alur proses uji coba hanya terdapat proses maju (lapisan 1 sampai dengan lapisan 5) dengan menggunakan nilai premis dan konsekuen yang telah diperoleh dari hasil pelatihan. Penjelasan pada alur uji coba adalah sebagai berikut :

- Langkah 1 masukkan data uji coba yaitu data 6 masukan (X_{ik} , $i = 1, 2, \dots, 6$, $k = 1, 2, \dots$) dan 1 keluaran (Y_k , $k = 1, 2, \dots, 3$) berupa data pemeriksaan pertumbuhan dan perkembangan balita di posyandu.
- Langkah 2 proses yang dilakukan pada lapisan 1 sampai lapisan 5. Proses ini sama dengan proses tahap maju ANFIS pada alur proses pelatihan tetapi untuk proses memperbaharui parameter premis dan parameter konsekuen tidak dilakukan.
- Langkah 3 keluaran akhir proses uji coba merupakan data deteksi dengan keakuratan data deteksi dicari dengan nilai *error* berdasarkan RMSE.

III. HASIL

Pengujian dilakukan terhadap kombinasi parameter-parameter yang akan digunakan dalam proses pelatihan, yakni data pelatihan dan data uji serta banyaknya fungsi keanggotaan dan parameter genetik.

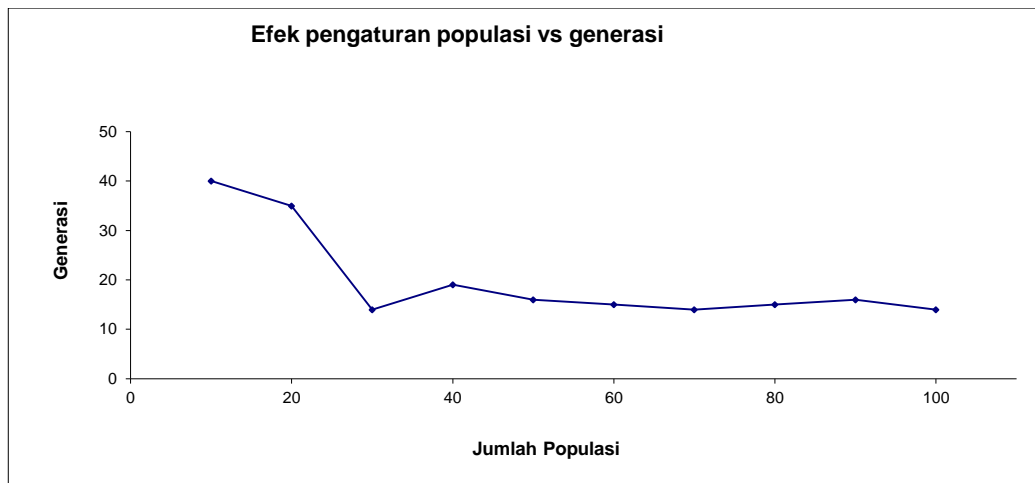
- Jumlah fungsi keanggotaan = 3-7
- Probabilitas *crossover* = 0.4
- Probabilitas mutasi = 0.1
- Maksimum generasi = 100

Untuk lebih lengkapnya hasil pelatihan ANFIS dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1
HASIL PENGUJIAN|

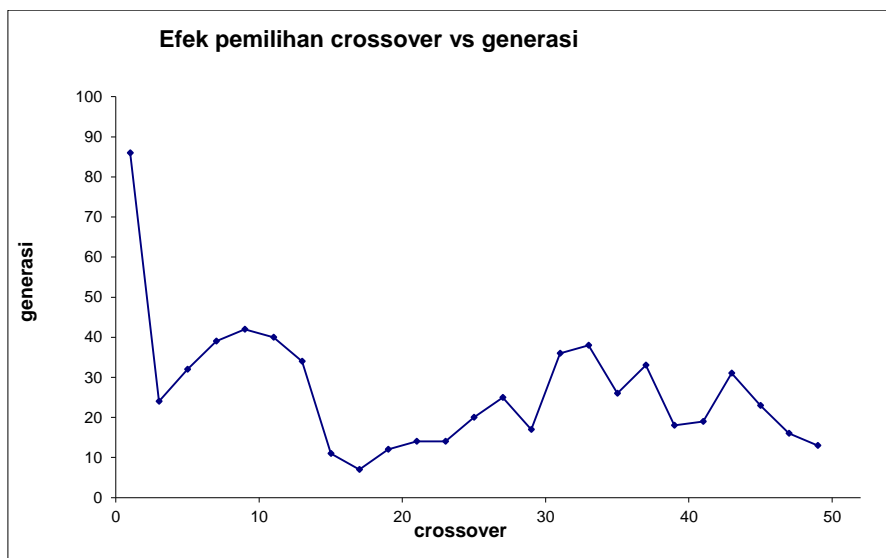
Jumlah data	Jumlah MF	Probabilitas Crossover	Probabilitas Mutasi	Maksimum generasi	Data Training (RMSE)
250	3	0.4	0.1	100	0.008899
250	4	0.4	0.1	100	0.006409
250	5	0.4	0.1	100	0.058989
250	6	0.4	0.1	100	0.031792
250	7	0.4	0.1	100	0.002899

Pemilihan parameter-parameter genetik sangat berpengaruh terhadap jalannya program. Pemilihan parameter-parameter tersebut dilakukan dengan metode *trial and error*. Gambar 3 memperlihatkan hasil efek pengaturan ukuran populasi terhadap jumlah generasi yang dibutuhkan agar sistem mencapai konvergen, pada solusi penelitian ini. Terlihat bahwa terdapat kecenderungan untuk semakin besar jumlah populasi maka jumlah generasi yang dibutuhkan akan semakin kecil.

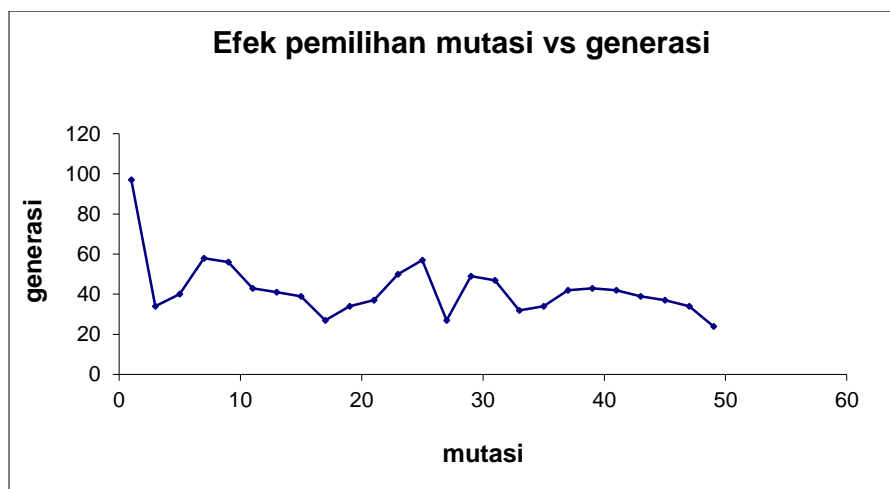


Gambar 3. Efek pengaturan jumlah populasi terhadap generasi untuk jumlah $mf = 4$

Efek pemilihan parameter *crossover* dan mutasi terhadap jumlah generasi diperlihatkan pada Gambar 4 dan Gambar 5. Hasil tersebut diperoleh dengan menetapkan parameter genetik yang lain pada nilai yang tetap, dengan variasi pada parameter yang diuji.



Gambar 4. Efek pemilihan crossover terhadap generasi



Gambar 5. Efek pemilihan parameter mutasi terhadap generasi

IV. PEMBAHASAN

Dari hasil yang ditunjukkan pada tabel 1 dapat dilihat beberapa hal yaitu :

1. RMSE pada banyak fungsi keanggotaan tiga sampai tujuh untuk set parameter yang sama, *error* untuk penggunaan jumlah fungsi keanggotaan 7 (tujuh) terlihat lebih rendah. Hal tersebut disebabkan oleh karakteristik data dan setting parameter yang dilakukan dalam proses pelatihan.
2. RMSE dengan jumlah fungsi keanggotaan 7 memiliki *error* terkecil yaitu 0.002899.

Dari hasil yang ada pada tabel 1 dapat dinyatakan bahwa pengujian mendapatkan nilai *error* terkecil pada set fungsi keanggotaan sebanyak 7 (tujuh), probabilitas crossover = 0.4, probabilitas mutasi = 0.1 dan jumlah generasi sebanyak 100.

3. Untuk hasil efek pengaturan parameter pada algoritma genetika dapat dijelaskan bahwa untuk ukuran populasi di bawah 60 terlihat penurunan jumlah generasi yang cukup besar dengan bertambahnya populasi. Sedangkan untuk ukuran populasi di atas 60 tidak terlihat perubahan yang signifikan pada jumlah generasi. Dalam hal ini diusahakan agar jumlah populasi tidak terlalu besar karena dengan semakin besarnya jumlah populasi maka beban komputasi yang dibutuhkan juga semakin besar. Dari grafik tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa ukuran populasi yang 'baik' adalah sekitar 30 - 40.

V. SIMPULAN DAN SARAN

Sistem ANFIS yang telah dibangun dapat digunakan untuk membangun sebuah sistem inferensi samar dengan memanfaatkan pasangan data masukan dan keluaran yang telah ada. Untuk sistem deteksi dini yang dibangun dengan memanfaatkan algoritma genetika memberikan hasil *error* terkecil untuk fungsi keanggotaan sebanyak 7 dengan nilai kesalahan = 0.002899. Dalam penerapan algoritma genetika sebagai algoritma pelatihan, pemilihan parameter genetik yang tepat akan memberikan hasil yang optimal. Karakteristik dari data yang digunakan pada pelatihan akan mempengaruhi struktur ANFIS yang dibentuk yang juga akan berpengaruh terhadap keakuratan deteksi. Diharapkan dalam pengembangan sistem optimasi metode ANFIS dengan algoritma genetika adalah penggunaan data yang lengkap dan berjumlah besar, dan penggunaan algoritma genetika dioptimalkan untuk memperbaharui parameter premis dan konsekuen.

REFERENSI

- [1] Fariza, A., Helen, A. dan Rasyid. A., 2007, Performansi Neuro Fuzzy Untuk Peramalan Data Time Series, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, Yogyakarta.
- [2] Lutfy, O.F., Mohd Noor, S.B., Marhaban, M.H., And Abbas, K.A., 2010, A Simplified PID Like Anfis Controller Trained By Genetic Algorithm To Control Nonlinear Systems, Australian Journal Of Basic And Applied Sciences, 4(12) : 6331-6345, Australia.
- [3] Jang, S.R., Sun, C.T. And Mituzuni.E., 1997, Neuro-Fuzzy And Soft Computing, Prentice Hall, USA.
- [4] Liu, F., R. Pei and X. Guan, 2002. A New Algorithm of Fuzzy On-line Identification for Nonlinear Systems. In the Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, pp: 103-106.
- [5] Gen, M. Cheng, R. 1997, Genetics Algorithm and Engineering Optimization, John Willey and Son, USA.
- [6] Suyanto, 2008, Evolutionary Computation Komputasi Berbasis Evolusi dan Genetika, Penerbit Informatika, Bandung.