

Sistem Tutorial Cerdas Berbasis Fuzzy Genetik

by Mewati Ayub, the Houw Liong Achmad Hinduan, Inggriani Liem

Submission date: 12-Aug-2021 07:56PM (UTC+0700)

Submission ID: 1630612930

File name: 23_Sistem_Tutorial_Cerdas_Berbasis_Fuzzy_Genetik.pdf (1.58M)

Word count: 44

Character count: 263

Sistem Tutorial Cerdas Berbasis Fuzzy Genetik

by Mewati Ayub,the Houw Liong Achmad Hinduan, Inggriani Liem

Submission date: 12-Aug-2021 01:23PM (UTC+0700)

Submission ID: 1630529282

File name: 022_Sistem_Tutorial_Cerdas_Berbasis_Fuzzy_Genetik.pdf (599.92K)

Word count: 3287

Character count: 20026

Sistem Tutorial Cerdas Berbasis Fuzzy Genetik

Mewati Ayub¹, The Houw Liong²,
Achmad Hinduan³, Inggriani Liem⁴

Sekolah Tinggi Teknologi Indonesia¹, Jurusan Teknik Informatika,
Jalan Cihampelas 10 Bandung 40116, e-mail : mewati@stti.ac.id
Departemen Fisika², FMIPA, Institut Teknologi Bandung
FPMIPA/PPs Universitas Pendidikan Indonesia³
Departemen Teknik Informatika⁴, FTI, Institut Teknologi Bandung

Abstrak

Kinerja sistem kendali fuzzy bergantung pada fungsi keanggotaan dan aturan-aturan kendali fuzzy yang digunakan. Pengaturan parameter sistem untuk memperoleh hasil yang optimal sangat diperlukan. Dalam penelitian ini, algoritma genetik akan digunakan untuk mengatur (*tuning*) parameter himpunan fuzzy variabel input dalam sistem kendali fuzzy. Tujuannya adalah untuk meneliti parameter algoritma genetik yang dapat memberikan nilai *fitness* optimal dan untuk memperoleh parameter fungsi keanggotaan sistem fuzzy sehingga sistem kendali fuzzy dapat memberikan hasil yang optimal. Adapun sistem kendali fuzzy yang akan diatur kembali parameternya adalah sistem yang dipakai dalam sistem tutorial cerdas OFCL yang telah dikembangkan dalam penelitian sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan algoritma genetik dapat melakukan *tuning* terhadap parameter sistem kendali fuzzy sehingga diperoleh hasil yang lebih optimal.

Kata kunci: *algoritma genetik, sistem kendali fuzzy*

1. Pendahuluan

Pada [1,2] telah dipaparkan hasil penelitian mengenai penerapan kendali fuzzy dalam Sistem Tutorial Cerdas untuk membantu sistem dalam menentukan pemberian layanan pengajaran kepada siswa sehingga siswa dapat mencapai tingkat pengetahuan yang sesuai dengan kemampuannya.

Salah satu model yang dikembangkan dalam mastery learning adalah model yang diusulkan oleh Carroll [3]. Jika sekelompok siswa yang kemampuannya terdistribusi secara normal untuk suatu pelajaran diberikan bahan pelajaran yang sama dengan cara pembelajaran yang sama dan dalam jangka waktu yang sama panjang, maka pencapaian yang diperoleh

adalah terdistribusi secara normal juga. Sebaliknya, jika sekelompok siswa yang kemampuannya terdistribusi secara normal untuk suatu pelajaran diberikan bahan pelajaran yang sama namun dengan cara pembelajaran dan jangka waktu yang disesuaikan dengan karakteristik dan kebutuhan setiap siswa, maka sebagian besar siswa akan mencapai penguasaan pelajaran tersebut. Dengan demikian sebagian besar siswa dapat menguasai pelajaran yang diberikan jika diberikan waktu belajar yang cukup dan bantuan yang sesuai. Beberapa siswa akan membutuhkan lebih banyak usaha, waktu dan bantuan untuk mencapai penguasaan pelajaran.

Algoritma Genetik merupakan teknik optimisasi yang meniru adaptasi genetik dalam seleksi alam untuk menemukan solusi yang optimal dari suatu permasalahan. Kemampuan pencarian dan kemampuan untuk menggabungkan pengetahuan a priori telah memperluas penggunaan algoritma genetik dalam pengembangan berbagai cara untuk memperbaiki perancangan suatu sistem fuzzy. Sistem yang menerapkan pendekatan perancangan tersebut disebut dengan Sistem Fuzzy-Genetik [4,5,6].

Kinerja sistem kendali fuzzy sangat bergantung pada keahlian dan pengalaman seseorang secara empirik dalam menentukan aturan-aturan dan fungsi keanggotaannya. Algoritma genetik dapat digunakan untuk melakukan tuning terhadap parameter sistem kendali fuzzy sehingga dapat diperoleh sistem kendali fuzzy yang lebih optimal. Algoritma genetik berperan di dalam pengubah posisi dan lebar fungsi keanggotaan, juga mampu mengoptimasikan aturan-aturan dalam suatu sistem kendali fuzzy.[4,5,6]

Pada makalah ini, akan dibahas hasil penelitian mengenai algoritma genetik yang digunakan untuk mengatur (*tuning*) parameter himpunan fuzzy variabel input dalam sistem kendali fuzzy yang diterapkan dalam Sistem Tutorial Cerdas. Tujuannya adalah untuk memperoleh parameter sistem fuzzy dalam menentukan layanan pembelajaran sehingga sistem kendali fuzzy dapat memberikan hasil pembelajaran yang optimal. Adapun sistem kendali fuzzy yang akan diatur kembali parameternya adalah sistem yang dipakai dalam sistem tutorial cerdas OFCL yang telah dikembangkan dalam penelitian sebelumnya [1,2].

2. Sistem Fuzzy Genetik

Algoritma Genetik adalah algoritma pencarian (*search algorithm*) yang

menggunakan prinsip seleksi alam dalam ilmu genetika untuk mengembangkan solusi terhadap suatu permasalahan [5]. Ide dasar algoritma genetik adalah mengelola suatu **populasi individu** yang merepresentasikan kandidat solusi untuk suatu permasalahan. Kumpulan kandidat solusi tersebut kemudian dikembangkan melalui suatu proses kompetisi. Kromosom merupakan representasi suatu individu dalam suatu populasi yang menggambarkan suatu solusi masalah. Setiap kromosom di dalam populasi mempunyai suatu nilai *fitness* yang menentukan kromosom mana yang akan dipilih untuk membentuk generasi baru dalam proses kompetisi. Nilai *fitness* adalah nilai yang menunjukkan derajat ketangguhan kromosom dalam beradaptasi terhadap masalah. Selama iterasi yang suksesif, yang disebut dengan generasi, kromosom di dalam populasi dievaluasi berdasarkan kemampuan adaptasinya. Berdasarkan hasil evaluasi ini, populasi kromosom yang baru dibentuk menggunakan mekanisme seleksi dan operator genetik. Dengan demikian populasi tersebut seolah-olah menjalani evolusi seperti yang terjadi pada seleksi alam.

Sistem Fuzzy-Genetik (SFG) adalah gabungan dari sistem kendali fuzzy dengan algoritma genetik untuk melakukan pembangkitan atau modifikasi basis pengetahuan atau basis data dari sistem kendali fuzzy. Basis pengetahuan yang dimaksud mencakup basis aturan dan basis data dari suatu sistem kendali fuzzy. Basis data meliputi fungsi penskalaan dan fungsi keanggotaan yang didefinisikan untuk sistem kendali fuzzy. Basis aturan adalah kumpulan aturan yang digunakan untuk inferensi dalam sistem kendali fuzzy. Pembangkitan atau modifikasi basis pengetahuan atau basis data dilakukan melalui proses *tuning* dan atau *learning*. Proses *tuning* merupakan proses untuk mengatur kembali parameter dari sistem kendali fuzzy,

yaitu modifikasi fungsi penskalaan dan atau fungsi keanggotaan. Proses *learning* adalah proses untuk memodifikasi basis aturan dari sistem kendali fuzzy [4,5,6].

Proses *tuning* secara genetik terhadap basis data sistem kendali fuzzy dapat dibedakan atas *approximate genetic tuning* dan *descriptive genetic tuning*. Pada *approximate genetic tuning* kromosom akan mengkodekan basis pengetahuan secara lengkap (baik premis maupun konklusi dari aturan). Sedangkan pada *descriptive genetic tuning* kromosom hanya mengkodekan definisi basis data (bagian premis aturan) berdasarkan partisi domain fuzzy dari variabel input.

Pada proses *learning* secara genetik terhadap basis aturan dapat dilakukan tiga macam pendekatan belajar, yaitu pendekatan Michigan, pendekatan Pittsburgh dan pendekatan *Iterative Rule Learning* (IRL). Kromosom pada pendekatan Michigan akan

merepresentasikan suatu aturan sebagai suatu individu, sehingga populasi dinyatakan sebagai kumpulan aturan. Pendekatan ini digunakan dalam proses yang bersifat on-line dan dikenal sebagai sistem klasifikasi (*classifier system*). Pada pendekatan Pittsburgh, kromosom akan merepresentasikan seluruh basis aturan sebagai suatu individu, sehingga populasi dinyatakan sebagai kumpulan basis aturan. Dalam hal ini operasi genetik dilakukan untuk menghasilkan kombinasi aturan yang baru. Pendekatan ini digunakan dalam proses yang bersifat off-line. Pada pendekatan IRL, kromosom akan merepresentasikan suatu aturan sebagai suatu individu, sehingga populasi dinyatakan sebagai kumpulan aturan. Pembentukan basis aturan dilakukan dengan memilih hanya individu terbaik pada setiap iterasi dan membuang kumpulan individu sisanya sehingga menghasilkan solusi parsial. Pendekatan ini digunakan dalam proses yang bersifat off-line.

```

Program Algoritma Genetik
begin
  t = 0;
  Inisialisasi P(t); {P(t):populasi kromosom pada generasi ke t}
  Evaluasi P(t);
  while (not kondisi-terminasi) do
    begin
      t = t + 1;
      seleksi P(t) dari P(t-1);
      rekombinasi P(t);
      evaluasi P(t);
    end;
  end;
end;

```

Algoritma 1 Struktur Algoritma Genetik

Tujuan dari proses *tuning* aturan kendali dalam sistem kendali fuzzy adalah untuk membuat sistem inferensi fuzzy memberikan hasil yang optimal dengan cara mengatur kembali parameter fungsi keanggotaan yang

dipakai dalam sistem. Untuk itu diperlukan sekumpulan data training, yaitu pasangan data input dan output yang dihasilkan dari sistem kendali fuzzy. Dalam hal ini data input

berhubungan dengan nilai variabel input dan diharapkan dapat dihasilkan oleh sistem. Proses *tuning* akan memodifikasi parameter himpunan fuzzy dari variabel input sehingga sistem dapat memberikan output yang mendekati data training yang diberikan. Pendekatan yang dipakai dalam penelitian ini adalah pendekatan Pittsburgh.

Kromosom yang merupakan suatu basis aturan dari sistem fuzzy direpresentasikan sebagai Cr. Setiap aturan dalam sistem akan direpresentasikan sebagai kromosom Cri. Dengan demikian suatu basis aturan dalam sistem fuzzy dengan m aturan akan direpresentasikan sebagai Cr = Cr1 Cr2 ... Crm.

Suatu aturan yang berbentuk Ri : IF x_1 is A_{i1} and and x_n is A_{in} THEN y is B_i dengan fungsi keanggotaan untuk pemetaan data input dan output menggunakan fungsi trapezoidal, akan dikode menjadi kromosom [4,5,6]: Cri = ($a_{i1}, b_{i1}, c_{i1}, d_{i1}, \dots, a_{in}, b_{in}, c_{in}, d_{in}, a_i, b_i, c_i, d_i$)

Dalam hal ini ($a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}, d_{ij}$) adalah parameter fungsi trapezoidal untuk variabel input ke j pada aturan ke i. Dengan demikian basis aturan akan direpresentasikan sebagai vektor kromosom yang dikodekan sebagai vektor bilangan real. Populasi dari R basis aturan dinyatakan sebagai : C = (C1 CR)

Populasi awal dibuat dari basis aturan mula-mula yang diberikan oleh pakar. Kumpulan basis aturan awal ini merupakan kromosom yang dinyatakan sebagai C1. Untuk keperluan proses *tuning*, kita definisikan untuk setiap gene c_h dari C1, $h = 1 \dots H$, $H = (n+1) \times 4$, suatu interval [c_{hl}, c_{hr}], yang merupakan interval dari pengaturan c_h tersebut, $c_h \in [c_{hl}, c_{hr}]$. Jika $(t \bmod 4) = 1$ maka c_t adalah nilai ter kiri dari titik yang membentuk fungsi trapezoid untuk himpunan fuzzy.

Selanjutnya populasi awal untuk (C2...CR) diisi dengan basis aturan yang dibangkitkan secara acak dari interval himpunan fuzzy dari

data output dianggap sebagai nilai output yang variabel input seperti terlihat pada gambar 1. Dengan demikian interval yang didefinisikan adalah sebagai berikut [6]:

$$\begin{aligned} c_t &\in [c_{tl}, c_{tr}] = \left[c_t - \frac{c_{t+1} - c_t}{2}, c_t + \frac{c_{t+1} - c_t}{2} \right] \\ c_{t+1} &\in [c_{t+1l}, c_{t+1r}] = \left[c_{t+1} - \frac{c_{t+2} - c_{t+1}}{2}, c_{t+1} + \frac{c_{t+2} - c_{t+1}}{2} \right] \\ c_{t+2} &\in [c_{t+2l}, c_{t+2r}] = \left[c_{t+2} - \frac{c_{t+3} - c_{t+2}}{2}, c_{t+2} + \frac{c_{t+3} - c_{t+2}}{2} \right] \\ c_{t+3} &\in [c_{t+3l}, c_{t+3r}] = \left[c_{t+3} - \frac{c_{t+4} - c_{t+3}}{2}, c_{t+3} + \frac{c_{t+4} - c_{t+3}}{2} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

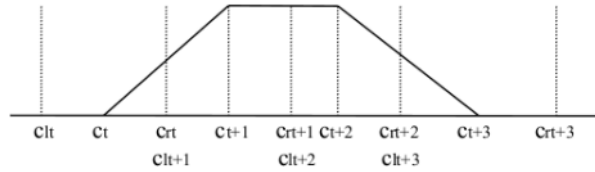
Fungsi *fitness* digunakan untuk mengukur ketangguhan setiap kromosom di dalam suatu populasi. Jika terdapat sekumpulan data input-output training yang berukuran K, yaitu $\{(x_i, y_i) = (x_{i1}, \dots, x_{in}, y_i), i = 1, \dots, K\}$ maka kesalahan inferensi dari suatu sistem berbasis fuzzy S, dengan kumpulan basis aturan BR dan kumpulan data input-output TRD dihitung sebagai jumlah dari kesalahan kuadratik, yaitu [6]:

$$E(S, BR, TRD) = \frac{1}{2K} \sum_{i=1}^K (y_i - S(x_i))^2 \quad (2)$$

Fungsi *fitness* dari algoritma genetik untuk kromosom C yang merepresentasikan kumpulan basis aturan BR, dan data training TRD didefinisikan sebagai berikut :

$$F(C_j) = E(S, BR, TRD) = \frac{1}{2K} \sum_{i=1}^K (y_i - S(x_i))^2 \quad (3)$$

Evaluasi nilai *fitness* dilakukan dengan tujuan untuk meminimumkan fungsi *fitness*.



Gambar 1 Interval Fungsi Keanggotaan untuk Pembangkitan Basis Aturan Secara Acak

Operator genetik yang dapat digunakan adalah *crossover* dan mutasi. Operator *crossover* yang digunakan adalah max-min arithmetical *crossover*. Untuk operator mutasi digunakan mutasi non uniform.

Operator max-min arithmetical *crossover* bekerja sebagai berikut :

$$C_v^t = (c_1, \dots, c_k, \dots, c_H)$$

$$C_w^t = (c_1', \dots, c_k', \dots, c_H')$$

dikawin silang, maka turunan yang dihasilkan adalah [4,6]:

$$C_1^{t+1} = aC_w^t + (1-a)C_v^t$$

$$C_2^{t+1} = aC_v^t + (1-a)C_w^t$$

$$C_3^{t+1}, c_{3k}^{t+1} = \min(c_k, c_k')$$

$$C_4^{t+1}, c_{4k}^{t+1} = \max(c_k, c_k')$$

dengan a adalah konstanta atau variabel yang nilainya bergantung pada usia populasi. Turunan yang dipilih adalah dua turunan dengan nilai *fitness* terbaik.

Operasi mutasi non uniform dilakukan sebagai berikut :

Jika

$$C_v^t = (c_1, \dots, c_k, \dots, c_H)$$

adalah kromosom suatu aturan dan elemen c_k dipilih untuk dimutasi (domain c_k adalah $[c_{kl}, c_{kr}]$), maka hasilnya adalah vektor [4,6] :

$$C_v^{t+1} = (c_1, \dots, c_k', \dots, c_H)$$

$$c_k' = \begin{cases} c_k + \Delta(t, c_{kr} - c_k)[\text{rumus}-1] \\ c_k - \Delta(t, c_k - c_{kl})[\text{rumus}-2] \end{cases}$$

dengan $k \in 1, \dots, H$. Jika digit acak = 0 digunakan rumus pertama, jika digit acak = 1 digunakan rumus kedua. Fungsi $\Delta(t,y)$ mengembalikan nilai dalam interval $[0,y]$ sehingga probabilitas dari $\Delta(t,y)$ mendekati 0 meningkat seiring dengan meningkatnya t .

3. Aplikasi Sistem Fuzzy Genetik dalam Sistem Tutorial Cerdas

OFCL yang telah dikembangkan dalam penelitian sebelumnya [1,2] memakai konsep Sistem Tutorial Cerdas (STC) yaitu suatu sistem pengajaran berbasis komputer yang berusaha meniru peran dari seorang tutor (guru) manusia [7]. Untuk mewujudkan STC diperlukan representasi dari domain pengetahuan (*Domain Knowledge*), strategi pengajaran (*Pedagogy Module*) dan status belajar siswa (*Student Model*). Melalui interaksi antara ketiga modul tersebut, STC mengevaluasi tingkat pengetahuan siswa, membuat keputusan mengenai layanan pembelajaran yang akan diberikan kepada siswa sesuai dengan kemajuannya dalam proses belajar.

Tujuan dari OFCL adalah untuk menyediakan pengalaman belajar bagi setiap siswa yang mendekati standar pengajaran yang akan diperoleh siswa dalam pengajaran seorang guru seorang siswa dengan guru yang cukup berpengalaman. Guru yang cukup berpengalaman akan dapat memberikan layanan pembelajaran yang berbeda untuk kelompok siswa dengan kemampuan yang berbeda.

Dalam hal ini sistem fuzzy genetik akan membantu OFCL untuk dapat memilih materi pelajaran yang sesuai dengan kebutuhan dan kemampuan siswa. Hal ini dilakukan oleh sistem fuzzy genetik dengan mengatur lebar dan posisi fungsi keanggotaan untuk variabel yang berkaitan. Untuk itu sistem fuzzy genetik memerlukan data historis dari hasil pembelajaran sebelumnya.

Sistem fuzzy genetik diterapkan pada modul pedagogi. Setelah siswa berinteraksi dengan OFCL selama beberapa saat, apabila kemajuan siswa kurang berarti, sistem fuzzy genetik akan mempelajari data sebelumnya untuk mengatur kembali parameter sistem fuzzy sehingga proses pembelajaran siswa dapat dilayani dengan lebih optimal.

Aplikasi algoritma genetik untuk melakukan *tuning* sistem fuzzy diimplementasikan sebagai suatu modul tambahan dalam OFCL. Hubungan antara modul algoritma genetik dan modul inferensi fuzzy dapat ditunjukkan pada gambar 1.

Modul algoritma genetik terdiri dari modul inisialisasi populasi awal, modul seleksi, modul *crossover* dan mutasi, dan modul evaluasi *fitness*. Modul inisialisasi populasi awal akan membangkitkan populasi kromosom awal dari aturan sistem fuzzy yang dipakai secara acak berdasarkan interval nilai yang ditetapkan sesuai rumus (1) yang telah dijelaskan pada bagian 2. Selanjutnya modul seleksi akan memilih dua kromosom dari populasi tersebut. Kromosom yang terpilih

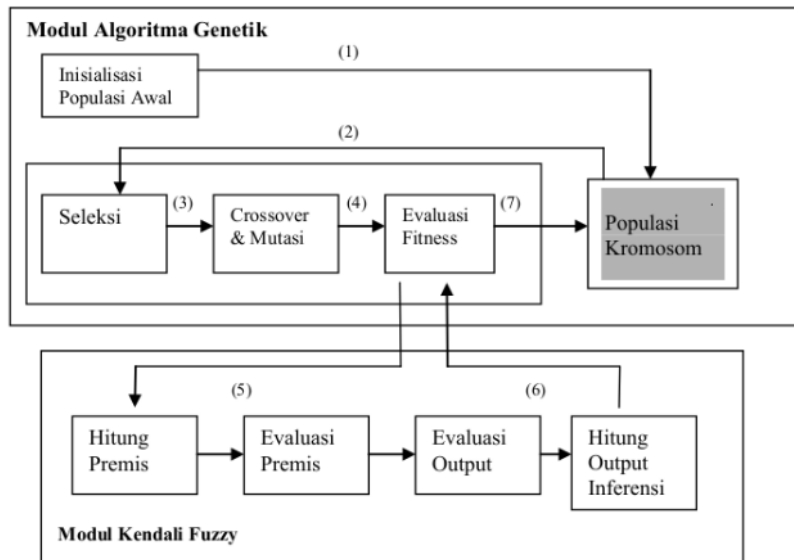
akan direproduksi melalui modul *crossover* dan mutasi sehingga dihasilkan kromosom baru. Modul evaluasi *fitness* akan menghitung nilai *fitness* dan mengevaluasi nilai *fitness* dari kromosom baru. Kromosom dengan nilai *fitness* terbaik akan dipilih untuk membentuk populasi kromosom yang baru.

Pada saat perhitungan nilai *fitness*, modul algoritma genetik akan berhubungan dengan modul kendali fuzzy. Kromosom yang akan dihitung nilai *fitness*nya akan diencode menjadi aturan fuzzy yang siap untuk digunakan dalam perhitungan nilai output dari proses inferensi. Modul kendali fuzzy akan memberikan nilai output dari sekelompok data hasil belajar berdasarkan aturan fuzzy yang diperoleh dari kromosom. Nilai output tersebut akan digunakan oleh modul evaluasi *fitness* untuk menghitung nilai *fitness* dari suatu kromosom.

Representasi kromosom menggunakan representasi non biner, yaitu menggunakan bilangan real. Kromosom yang merepresentasikan aturan fuzzy dalam algoritma genetik disimpan dalam suatu struktur tabel bilangan real. Sekumpulan aturan disimpan sebagai list dari kromosom. Populasi kumpulan aturan akan disimpan sebagai list dari alamat kumpulan aturan.

4. Eksperimen

Tujuan percobaan dalam penelitian ini adalah untuk melakukan *tuning* / modifikasi terhadap parameter fungsi keanggotaan dari variabel input dalam suatu sistem fuzzy dalam OFCL dengan algoritma genetik. Adapun tujuan yang lebih spesifik adalah untuk meminimumkan fungsi *fitness* seperti pada rumus (3). Percobaan yang dilakukan menggunakan sistem fuzzy yang sudah diujicobakan pada penelitian terdahulu dalam perangkat lunak OFCL. Sistem fuzzy yang dimaksud telah diuraikan dalam [1,2]. Adapun



Gambar 1 Hubungan Modul Algoritma Genetik dengan Modul Kendali Fuzzy

variabel input yang dimaksud adalah nilai test dan tingkat kesulitan test. Nilai test memakai fungsi trapezoidal, sedangkan tingkat kesulitan test memakai fungsi triangular

Beberapa penelitian [4,6] menggunakan probabilitas *crossover* 0.6 dan probabilitas mutasi 0.2 sebagai parameter algoritma genetik. Sumber lain [8] menyebutkan probabilitas *crossover* 0.6 sebagai parameter yang dapat digunakan untuk memberikan hasil yang cukup optimal, sedangkan probabilitas mutasi diusahakan kecil. Untuk mengetahui besaran probabilitas *crossover* dan probabilitas mutasi yang dapat memberikan hasil yang optimal dilakukan sejumlah percobaan terhadap data hasil belajar dari eksperimen OFCL sebelumnya [2]. Data hasil belajar tersebut digunakan sebagai data training dalam algoritma genetik, terdiri dari data hasil belajar dari eksperimen dalam kuliah Struktur

fungsi trapezoidal, sedangkan tingkat kesulitan test memakai fungsi triangular.

Data di program studi sarjana Teknik Informatika STTI dan data hasil belajar dari eksperimen dalam kuliah Struktur Data di program studi sarjana Teknik Informatika ITB.

Untuk setiap kelompok data di atas, dilakukan 5 (lima) percobaan dengan probabilitas *crossover* 0.6 dan probabilitas mutasi berubah-ubah. Semua percobaan dilakukan dengan populasi berukuran 50 untuk 100 generasi. Hasil algoritma genetik untuk setiap percobaan dapat dilihat pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2.

Hasil Percobaan-1 sampai dengan Percobaan-5 untuk data hasil eksperimen di STTI dapat dilihat pada gambar 1 pada lampiran. Dari gambar 1 terlihat bahwa hasil algoritma genetik konvergen untuk semua

percobaan, namun hasil yang mempunyai nilai *fitness* minimum diperoleh dari percobaan-5

Tabel 4.1 Hasil Algoritma Genetik untuk Percobaan-1 sampai dengan Percobaan-5 terhadap Data Hasil Eksperimen di STTI.

Nilai *Fitness* Awal : 0.2818

Nomor Percobaan	Probabilitas crossover	Probabilitas mutasi	Nilai <i>Fitness</i> Akhir
1	0.6	0.05	7.0295624475E-02
2	0.6	0.1	5.7318042495E-02
3	0.6	0.2	4.5930926410E-02
4	0.6	0.3	7.1224392232E-02
5	0.6	0.4	4.2866932763E-02

Tabel 4.2 Hasil Algoritma Genetik untuk Percobaan-6 sampai dengan Percobaan-10 terhadap Data Hasil Eksperimen di ITB.

Nilai *Fitness* Awal : 0.2306

Nomor Percobaan	Probabilitas crossover	Probabilitas mutasi	Nilai <i>Fitness</i> Akhir
6	0.6	0.05	1.0637735510E-01
7	0.6	0.1	7.8033270418E-02
8	0.6	0.2	4.1117639957E-02
9	0.6	0.3	3.5283109655E-02
10	0.6	0.4	4.3589982335E-02

(probabilitas mutasi 0.4) dan percobaan-3 (probabilitas mutasi 0.2).

Hasil Percobaan-6 sampai dengan Percobaan-10 untuk data hasil eksperimen di ITB dapat dilihat pada gambar 2 pada lampiran. Dari gambar 2, terlihat bahwa hasil algoritma genetik konvergen untuk semua percobaan, namun hasil yang mempunyai nilai *fitness* minimum diperoleh dari percobaan-9 yaitu percobaan dengan probabilitas mutasi 0.3.

Pada semua percobaan, ada kecenderungan konvergensi nilai *fitness* mulai terlihat setelah iterasi atau generasi lebih besar dari 50. Algoritma genetik juga menghasilkan komposisi fungsi keanggotaan yang dapat

memberikan nilai *fitness* yang lebih minimum. Hal ini tampak dari nilai *fitness* akhir yang diperoleh dari hasil percobaan yang lebih kecil dari nilai *fitness* awal.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil penelitian ini adalah :

Algoritma genetik dapat digunakan untuk mengatur parameter sistem berbasis fuzzy dalam sistem tutorial cerdas sehingga sistem dapat memberikan layanan pembelajaran dengan optimal terhadap populasi siswa dengan kemampuan yang berbeda.

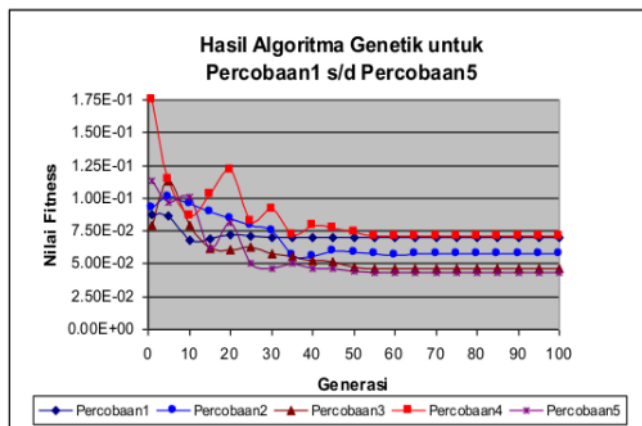
Dari hasil percobaan algoritma genetik untuk melakukan *tuning* terhadap posisi dan lebar fungsi keanggotaan sistem fuzzy, diperoleh hasil yang konvergen dengan nilai *fitness* yang minimum jika parameter

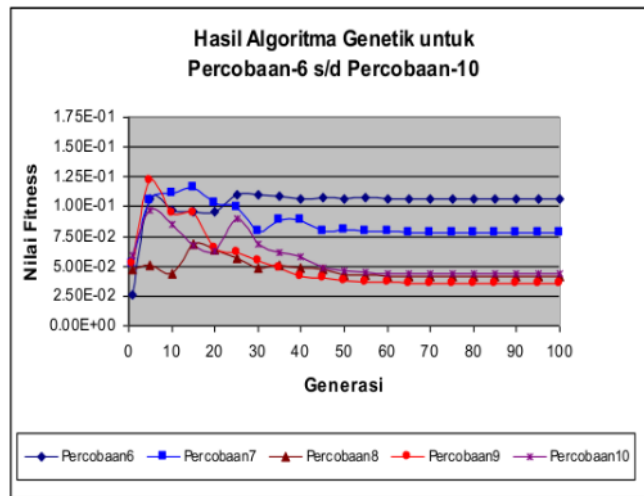
probabilitas *crossover* yang dipakai adalah 0.6 dan parameter probabilitas mutasi yang berkisar antara 0.2 sampai 0.4. Pada semua percobaan, ada kecenderungan konvergensi nilai *fitness* mulai terlihat setelah iterasi atau generasi lebih besar dari 50.

6. Daftar Pustaka

- [1] Ayub, M., Liem I., Juni 2003. *Fuzzy Control Application in Computer Assisted Learning*, Proceeding CECI-SITIA : C22-C26.
- [2] Ayub, M., The Houw Liong, Hinduan A., Liem I., Oktober 2004. Implementasi Kendali Fuzzy dalam Sistem Tutorial Cerdas, Proceeding of ASPAC on ASET : CP201-CP219.
- [3] Block, H.J., Mastery Learning Theory and Practice, Holt, Rinehart and Winston, Inc., 1971.
- [4] Cordon, O. et al, Generating the Knowledge Base of a Fuzzy Rule-Based System by the Genetic Learning of the Data Base, <http://decsai.ugr.es/~herrera/Pub-GFS.html#GFS-D>, diakses tanggal 28 Mei 2004.
- [5] Herrera, F. et al, Genetic Fuzzy Systems : A Tutorial, <http://mat.upm.es/~llyos/papers/GFS.ps>, diakses tanggal 29 Oktober 2004.
- [6] Herrera, F. et al, Tuning Fuzzy Logic Controllers by Genetic Algorithms, <http://decsai.ugr.es/~herrera/Pub-GFS.html#GFS-D>, diakses tanggal 25 April 2004.
- [7] Zakaria, A., et.al., *Intelligent Tutoring System for Web Based Education*, <http://www.aisig.uum.edu.my/azizi/TN3063/its2.pdf>, diakses tanggal 31 Juli 2003.
- [8] Goldberg, D.E., Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley, 1989.

Lampiran





Sistem Tutorial Cerdas Berbasis Fuzzy Genetik

ORIGINALITY REPORT

0%

SIMILARITY INDEX

0%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

Exclude quotes Off

Exclude bibliography Off

Exclude matches Off