

**PEMBANGKITAN ATURAN UNTUK MENGETAHUI
HUBUNGAN ANTARA INDEKS PRESTASI MAHASISWA
TAHUN PERTAMA DENGAN INDEKS PRESTASI
KELULUSAN MENGGUNAKAN *FUZZY ID3***

SEMINAR HASIL

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai gelar Sarjana
Komputer



Disusun oleh :
FATAYATUL YATALATHAF
NIM. 0810963039

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
JURUSAN ILMU KOMPUTER
PROGRAM TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU
KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2012**

PEMBANGKITAN ATURAN UNTUK MENGETAHUI HUBUNGAN ANTARA INDEKS PRESTASI MAHASISWA TAHUN PERTAMA DENGAN INDEKS PRESTASI KELULUSAN MENGGUNAKAN FUZZY ID3

Fatayatul Yatalathaf¹, Candra Dewi², Muh. Arif Rahman³

Jurusan Ilmu Komputer Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer

Universitas Brawijaya

Jalan MT. Haryono 167, Malang 65145, Indonesia

E-mail: chi.8990@gmail.com

Abstrak

Prestasi mahasiswa biasanya diukur dari tingginya nilai indeks prestasi yang diraih. Pada pengamatan data akademik mahasiswa Fakultas MIPA Universitas Brawijaya, ada kecenderungan nilai indeks prestasi mahasiswa tahun pertama yang tidak sejalan dengan indeks prestasi kelulusannya. Dewasa ini, belum ada penelitian yang mencoba mencari aturan sebagai bentuk hubungan antara indeks prestasi mahasiswa pada tahun pertama dengan indeks prestasi kelulusannya. Metode yang digunakan untuk mencari aturan dalam penelitian ini yaitu metode fuzzy decision tree dengan algoritma ID3. Tahap awal dilakukan pembentukan himpunan fuzzy pada data latih, kemudian pembentukan tree dengan algoritma Iterative Dichotomiser 3 (ID3) dan menghasilkan aturan-aturan. Pengujian dilakukan terhadap aturan yang telah terbentuk berdasarkan kombinasi nilai Fuzziness Control Threshold (FCT) dan Leaf Decision Threshold (LDT). Pengujian ini menggunakan metode inferensi Mamdani yang dilakukan pada setiap jurusan/program studi dengan proporsi data latih yang berbeda-beda yaitu 30%, 40%, 50% dan 60%. Dari hasil proses pengujian, aturan terbanyak dihasilkan pada data jurusan/program studi Fisika dengan 21 aturan dan aturan terendah yaitu 4, yang terdapat pada semua jurusan/program studi. Sedangkan akurasi tertinggi yang diperoleh yaitu 93,548 %.

Kata kunci : indeks prestasi, fuzzy, decision tree, ID3, Inferensi Mamdani

I. PENDAHULUAN

Prestasi mahasiswa biasanya diukur dari tingginya nilai indeks prestasi yang diraih. Pada tiap akhir ujian semester, evaluasi pada hasil indeks prestasi merupakan hal yang ramai diperbincangkan. Apalagi untuk mahasiswa baru, indeks prestasi yang diperoleh pada tahun pertama tentu dapat dijadikan sebagai dasar awal evaluasi studi dalam mencari pencapaian indeks prestasi selanjutnya.

Pada tahun pertama perkuliahan dan saat kelulusan, beragam nilai indeks prestasi yang mampu diraih oleh mahasiswa. Dari pengamatan pada data akademik mahasiswa Fakultas MIPA Universitas Brawijaya, ada kecenderungan nilai indeks prestasi mahasiswa pada tahun pertama yang tidak sejalan dengan indeks prestasi kelulusannya. Dari 1132 record data kelulusan akademik mahasiswa, 43 record mahasiswa yang mempunyai nilai indeks prestasi $> 3,50$ pada semester 1 dan semester 2, 16 % diantaranya memperoleh nilai kelulusan $< 3,50$ dan 243 record mahasiswa

yang mempunyai nilai indeks prestasi $< 2,75$ pada semester 1 dan semester 2, 85 % diantaranya memperoleh nilai kelulusan $> 2,75$ (Hasil Komputasi pada Data Akademik Mahasiswa Fakultas MIPA Universitas Brawijaya Angkatan 2003-2006).

Dewasa ini, belum ada penelitian yang mencoba mencari aturan untuk mengetahui hubungan antara indeks prestasi mahasiswa pada tahun pertama dengan indeks prestasi kelulusannya. Untuk mencari aturan, dapat menggunakan metode *decision tree*. Metode *decision tree* sangat terkenal daripada metode yang lainnya, karena metode ini tidak membutuhkan pengetahuan yang lebih atau pengaturan parameter[2]. Algoritma *Iterative Dichotomiser 3* atau disingkat ID3, merupakan salah satu dari metode *decision tree* yang menggunakan teori informasi untuk menentukan atribut mana yang paling informatif. Seperti kebanyakan metode *decision tree* lainnya, ID3 juga menghasilkan keputusan dari data kategorial untuk prosesnya. Sedangkan data indeks prestasi

mahasiswa merupakan bentuk data numerik. Penggunaan data numerik pada *decision tree* memungkinkan dengan membentuk partisi pada data tersebut.

Salah satu cara yang dapat digunakan untuk menentukan batas partisi pada data numerik yaitu menggunakan logika *fuzzy*. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi *input/output* yang sangat kompleks. Logika *fuzzy* merupakan logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (*fuzzyness*) yang digunakan untuk melakukan penalaran[5]. Penggabungan metode *decision tree* dengan *fuzzy* memungkinkan untuk menggunakan nilai-nilai numerik yang dihubungkan dengan atribut kuantitatif yang masing-masing memiliki nilai derajat keanggotaan. Menurut [6], menggunakan teknik *fuzzy* dalam *decision tree* dapat memberikan suatu peningkatan atribut kuantitatif dalam melakukan penggolongan pada saat pelatihan. Selain itu, proses pengujian menggunakan metode *fuzzy* inferensi Mamdani untuk mendapatkan *output* yang baik berdasarkan nilai derajat keanggotaan masing-masing atribut.

Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *Fuzzy Iterative Dichotomiser 3* atau disingkat *Fuzzy ID3*. Metode *fuzzy decision tree* menggunakan algoritma ID3 ini telah dilakukan pada berbagai riset. Rumusan metode ini dituliskan pada riset yang dilakukan Romansyah tahun 2009 pada data diabetes dan menghasilkan tingkat akurasi 94,15%. Selain itu, metode ini juga telah diterapkan untuk diagnosis penyakit jantung koroner[8]. Riset mengenai perbandingan antara *decision tree* menggunakan algoritma ID3 dengan *decision tree* menggunakan algoritma C4.5 dalam spam e-mail menunjukkan bahwa *decision tree* dengan menggunakan algoritma ID3 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik[1]. Penelitian *Fuzzy ID3* juga dilakukan Guoxiu Liang tahun 2005 yang menguji tentang *performance* dari *Fuzzy ID3* menunjukkan nilai tertinggi pada $\theta_{0,4}$ sebesar 91,4 % .

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data

Data merupakan representasi dari fakta atau gambaran mengenai suatu objek atau kejadian. Contohnya fakta mengenai biodata mahasiswa yang meliputi nama, alamat, jenis kelamin, agama, dan lain-lain. Data dapat dinyatakan

dengan nilai yang berbentuk angka, deretan karakter, atau simbol[3].

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data akademik mahasiswa yang diambil dari Bagian Akademik Fakultas MIPA Universitas Brawijaya. Data-data ini berisi transaksi nilai dan indeks prestasi (IP) mahasiswa setiap semester genap maupun ganjil dari tahun akademik 2003 s/d 2006.

2.2. Evaluasi Keberhasilan Studi Program Sarjana (S1)

Keberhasilan studi mahasiswa dinyatakan dengan indek prestasi (IP), yang ditulis dengan angka. Evaluasi keberhasilan studi mahasiswa dilaksanakan sekurang-kurangnya tiap akhir semester. Menurut [10], rumusan yang digunakan untuk menghitung indeks prestasi yaitu :

$$IP = \frac{\sum_{i=1}^n K_i NA_i}{\sum_{i=1}^n K_i} \dots\dots\dots (2.1)$$

Dimana,

IP : Indeks Prestasi, dapat berupa indek prestasi semester atau indeks prestasi kumulatif

K : Jumlah sks masing-masing mata kuliah

NA : Nilai akhir masing-masing mata kuliah

n : Banyaknya matakuliah diambil

Sedangkan untuk predikat kelulusan terdiri dari 3 tingkat, yaitu memuaskan, sangat memuaskan dan dengan pujian, yang dinyatakan pada transkrip akademik. Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) sebagai dasar menentukan predikat kelulusan adalah :

Tabel 2. 1 Indeks prestasi dalam predikat kelulusan

IPK	Predikat Kelulusan
2,00 – 2,75	Memuaskan
2,76 – 3,50	Sangat Memuaskan
3,51 – 4,00	Cumlaude (dengan pujian)

2.3. Logika Fuzzy

Logika *Fuzzy* merupakan suatu logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (*fuzzyness*) antara benar atau salah. Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Logika *fuzzy* dinyatakan dalam derajat keanggotaan dalam

interval 0 hingga 1, dimana derajat keanggotaan merupakan bobot dari kebenaran dan kesalahan secara bersama-sama[4].

2.4. Fuzzy Decision Tree

Fuzzy Decision tree merupakan suatu pendekatan yang sangat populer dan praktis dalam *machine learning* untuk menyelesaikan permasalahan penentuan kelas yang mengalami ketidakpastian. *Fuzzy decision tree* memungkinkan untuk menggunakan nilai-nilai *numeric-symbolic* selama konstruksi atau saat menentukan kelas pada kasus-kasus baru. *Decision tree* ini akan menghasilkan aturan yang dapat digunakan menentukan kelas kategori *output*[9].

Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk membangun *fuzzy decision tree* adalah algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3). Algoritma ini melakukan pencarian secara rakus /menyeluruh (*greedy*) pada semua kemungkinan pohon keputusan. Algoritma ID3 dapat diimplementasikan menggunakan fungsi *rekursif* (fungsi yang memanggil dirinya sendiri)[11].

2.5. Threshold dalam Fuzzy Decision Tree

Jika pada proses *learning* dari FDT dihentikan sampai semua data contoh pada masing-masing *leaf-node* menjadi anggota sebuah kelas, akan dihasilkan akurasi yang rendah. Oleh karena itu untuk meningkatkan akurasinya, proses *learning* harus dihentikan lebih awal atau melakukan pemotongan *tree* secara umum. Untuk itu diberikan 2 *threshold* yang harus terpenuhi jika *tree* akan diekspansi yaitu^[6]:

1. *Fuzziness Control Threshold* (FCT) / θ_r
Jika proporsi dari himpunan data dari kelas C_k lebih besar atau sama dengan nilai *threshold* θ_r , maka hentikan ekspansi *tree*. Sebagai contoh: jika pada sebuah sub-dataset rasio dari kelas 1 adalah 90%, kelas 2 adalah 10% dan θ_r adalah 85% maka hentikan ekspansi *tree*
2. *Leaf Decision Threshold* (LDT) / θ_n
Jika banyaknya anggota himpunan data pada suatu *node* lebih kecil dari *threshold* θ_n , hentikan ekspansi *tree*. Sebagai contoh, sebuah himpunan data memiliki 600 contoh dengan θ_n adalah 2%. Jika jumlah data contoh pada sebuah *node* lebih kecil dari 12 (2% dari 600), maka hentikan ekspansi *tree*.

2.6. Fuzzy Entropy dan Information Gain

Pada himpunan data *fuzzy* terdapat penyesuaian rumus untuk menghitung nilai *entropy* untuk atribut dan *information gain* karena adanya ekspresi data *fuzzy*. Persamaan 2.2 berikut adalah persamaan untuk mencari nilai *fuzzy entropy* dari keseluruhan data.

$$H_f(S) = H_s(s) = \sum_{i=1}^N -P_i * \log_2(P_i) \quad (2.2)$$

Dimana P_i adalah rasio dari kelas C_i pada contoh $S = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$.

Untuk menentukan *fuzzy entropy* dan *information gain* dari suatu atribut digunakan persamaan 2.3 dan 2.4 sebagai berikut:

$$H_f(S, A) = - \sum_{i=1}^C \frac{\sum_j \mu_{ij}}{S} \log_2 \frac{\sum_j \mu_{ij}}{S} \quad (2.3)$$

$$G_f(S, A) = H_f(S) - \sum_{v \in A} \frac{|S_v|}{|S|} * H_f(S_v, A) \quad (2.4)$$

dengan μ_{ij} adalah nilai keanggotaan dari pola ke- j untuk kelas ke- i . $H_f(S)$ menunjukkan *entropy* dari himpunan S dari data pelatihan pada *node*. $|S_v|$ adalah ukuran dari subset $S_v \subseteq S$ dari data pelatihan x_j dengan atribut v . $|S|$ menunjukkan ukuran dari himpunan S ^[6].

2.7. Pembangunan Fuzzy Decision Tree dengan Algoritma ID3

Algoritma *fuzzy* ID3 merupakan algoritma yang efisien untuk membuat suatu *fuzzy decision tree*. Algoritma *fuzzy* ID3 *decision tree* adalah sebagai berikut^[9].

1. Membuat *root node* yang memiliki himpunan data *fuzzy* dengan nilai keanggotaan 1
2. Jika t *node* dengan himpunan data *fuzzy* D memenuhi kondisi berikut, maka itu adalah sebuah *node* daun dan ditugaskan oleh nama kelas.
 - proporsi C_k kelas lebih besar dari atau sama dengan θ_r ,
 $\left| \frac{D_{ck}}{D} \right| \geq \theta_r$
 - jumlah set data kurang dari θ_n tidak ada atribut untuk yang lebih
3. Jika *node* D tidak ada memenuhi kondisi di atas, maka bukan daun-*node*. dan sub-*node* baru dihasilkan sebagai berikut:
 - untuk A_i 's ($i=1, \dots, L$) menghitung mendapatkan informasi, lalu pilih atribut uji A_{max} yang memaksimalkan mereka.

- membagi D ke D1 ,..., Fuzzy subset Dm menurut Amax, dimana nilai keanggotaan data dalam Dj adalah produk dari nilai keanggotaan dalam D dan nilai Fmax, J nilai Amax di D
- Ti ... tm menghasilkan node baru, untuk Fuzzy subset D1 ,..., Dm dan label Fuzzy set Fmax, j ke tepi yang menghubungkan antara node tj, dan t
- mengganti D oleh Dj (j = 1,2 ,..., m) dan ulangi dari 2 rekursif

2.8. Sistem Inferensi Fuzzy Metode Mamdani

Metode Mamdani diperkenalkan oleh Ibrahim Mamdani pada tahun 1975. Metode Mamdani sering juga disebut metode Max-Min. Untuk mendapatkan output diperlukan 4 tahapan yaitu :

1. Pembentukan Himpunan Fuzzy
2. Aplikasi fungsi Implikasi (Aturan)
3. Komposisi Aturan
4. Penegasan (Defuzzifikasi)

2.9. Akurasi

Akurasi merupakan seberapa dekat suatu angka hasil pengukuran terhadap angka sebenarnya (*true value* atau *reference value*). Dalam penelitian ini akurasi diagnosis dihitung dari jumlah diagnosis yang tepat dibagi dengan jumlah data. Tingkat akurasi diperoleh dengan perhitungan sesuai dengan persamaan 2.5[7].

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{\sum \text{data uji benar}}{\sum \text{total data uji}} \times 100\% \dots (2.5)$$

III. METODOLOGI

3.1. Data yang digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data akademik mahasiswa angkatan 2003 s/d 2006 yang diambil di Bagian Akademik Fakultas MIPA Universitas Brawijaya. Pada dataset ini, atribut yang digunakan adalah jenis kelamin, indeks prestasi semester 1, indeks prestasi semester 2. Sedangkan kelas output yaitu indeks prestasi kelulusan dengan kategori:

- 1 = Indeks Prestasi > 3,50
- 2 = Indeks Prestasi > 2,75 dan ≤ 3,50
- 3 = Indeks Prestasi > 2,00 dan ≤ 2,75

Data tersebut akan dibagi menjadi 6 jurusan/program studi yaitu ilmu komputer,

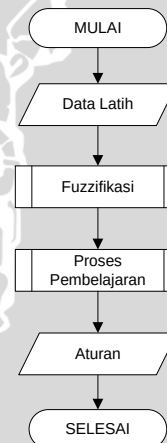
statistika, matematika, fisika, kimia dan biologi.

3.2. Perancangan

Secara umum sistem yang dibangun adalah suatu perangkat lunak untuk pembangkitan aturan pada data akademik mahasiswa yang mengimplementasikan metode fuzzy decision tree dengan algoritma Iterative Dichotomiser 3 (ID3). Sistem ini bertujuan untuk mengetahui aturan yang berhubungan dengan indeks prestasi mahasiswa tahun pertama dengan indeks prestasi kelulusannya.

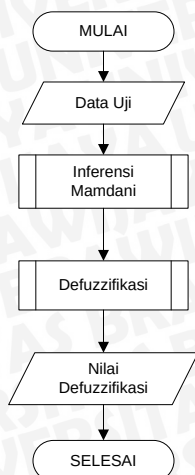
Pada perancangan sistem ini, diperlukan beberapa tahapan yang perlu dilalui agar dapat membentuk sistem pembangkitan aturan pada data akademik mahasiswa dengan metode fuzzy Iterative Dichotomiser 3 (fuzzy ID3). Terdapat 2 tahap dalam sistem ini, yaitu pembangkitan aturan dan pengujian.

Dalam proses pembangkitan aturan dibutuhkan input berupa data latih dalam bentuk crips kemudian akan dilakukan proses fuzzifikasi, selanjutnya membangun decision tree menggunakan Algoritma Iterative Dichotomiser 3 (ID3) yang akan memberi output dalam bentuk aturan. Alur sistem ini digambarkan dalam bentuk flowchart seperti pada gambar berikut.



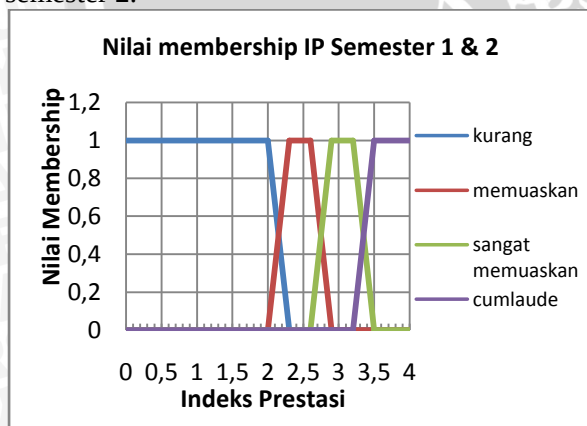
Gambar 3. 1 Pembangkitan Aturan

Aturan yang telah terbentuk pada tahap pembangkitan aturan sebelumnya diuji dengan menggunakan data uji. Pengujian aturan ini dibagi menjadi 2 proses yaitu proses fuzzy inferensi dengan metode Mamdani dan proses defuzzifikasi. Alur sistem ini digambarkan dalam bentuk flowchart sebagai berikut.



Gambar 3. 2 Pengujian Aturan

Berikut ini merupakan contoh perhitungan manual dalam pembangkitan aturan untuk mengetahui hubungan indeks prestasi mahasiswa tahun pertama dengan indeks prestasi kelulusannya menggunakan fuzzy ID3 pada 35 *record* data pelatihan dengan FCT 80%. Tahap awal yang dilakukan adalah melakukan fuzzifikasi untuk mendapatkan nilai *membership*. Adapun atribut yang difuzzifikasi yaitu IP semester 1 dan IP semester 2.



Gambar 3. 3 Grafik Nilai *Membership* untuk atribut IP semester 1 dan 2

Fungsi keanggotaannya sebagai berikut.

$$\mu_k[x] = \begin{cases} 0; & x > 2,3 \\ \frac{(2,3 - x)}{(0,3)}; & 2 \leq x \leq 2,3 \\ 1; & x < 2 \end{cases}$$

$$\mu_m[x] = \begin{cases} 0; & x < 2 \text{ atau } x > 2,9 \\ \frac{(x - 2)}{(0,3)}; & 2 \leq x < 2,3 \\ 1; & 2,3 \leq x < 2,6 \\ \frac{(2,9 - x)}{0,3}; & 2,6 \leq x < 2,9 \end{cases}$$

$$\mu_{sm}[x] = \begin{cases} 0; & x < 2,6 \text{ atau } x > 3,5 \\ \frac{(x - 2,6)}{(0,3)}; & 2,6 \leq x < 2,9 \\ 1; & 2,9 \leq x < 3,2 \\ \frac{(3,5 - x)}{0,3}; & 3,2 \leq x < 3,5 \end{cases}$$

$$\mu_c[x] = \begin{cases} 0; & x < 3,2 \\ \frac{(x - 3,2)}{(0,3)}; & 3,2 \leq x \leq 3,5 \\ 1; & x > 3,5 \end{cases}$$

Selanjutnya menghitung nilai *fuzzy entropy* dan *information gain* dari *record* yang ada sesuai dengan atributnya. Hasil perhitungan *fuzzy entropy* dan *information gain* dapat dilihat pada tabel 3.1 berikut.

Tabel 3. 1 Hasil Perhitungan

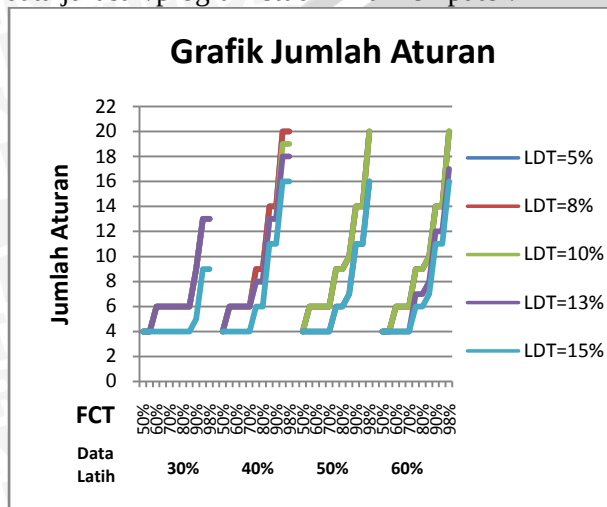
Perhitungan	Nilai
Fuzzy Entropy seluruh data	1,14054
IG untuk atribut IP semester 1	0,20356
IG untuk atribut IP semester 2	0,31069
IG untuk atribut jenis kelamin	0,08275

Selanjutnya dipilih atribut yang memiliki nilai *information gain* terbesar untuk menjadi *root node* atau *node* yang akan diekspansi selanjutnya. Dari hasil perhitungan tersebut atribut yang terpilih menjadi *root node* adalah atribut IP semester 2. Kemudian iterasi akan dilanjutkan sampai memenuhi nilai *threshold* atau sampai semua atribut telah digunakan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian terhadap aturan yang dihasilkan ada 2 jenis yaitu pengujian jumlah aturan dan pengujian tingkat akurasi kelas kategori *output*. Pengujian ini dilakukan pada setiap jurusan/program studi. Adapun jurusan/program studi yang digunakan yaitu Matematika, Statistika, Ilmu Komputer, Fisika, Kimia dan Biologi. Setiap jurusan/program studi tersebut nanti akan terbagi menjadi 4 data latih dengan jumlah proporsi yang berbeda yaitu 30 %, 40%, 50% dan 60%. Sisanya akan digunakan sebagai data uji.

Masing-masing data latih dilakukan pengujian sebanyak 50 kali dengan memasukkan nilai kombinasi FDT dan LDT yang berbeda-beda pada proses pelatihan. Nilai FDT yang diujikan antara 50 % sampai 98 %, sedangkan nilai LDT yang diujikan adalah antara 5% sampai 15 %. Dengan memasukkan kombinasi nilai FDT dan LDT ini akan diperoleh hubungan antara IP tahun pertama dengan IP kelulusan berupa jumlah aturan hasil proses pelatihan dan tingkat akurasi. Berikut adalah grafik hasil pengujian jumlah aturan yang terbentuk dan tingkat akurasi untuk data jurusan/program studi Ilmu Komputer.



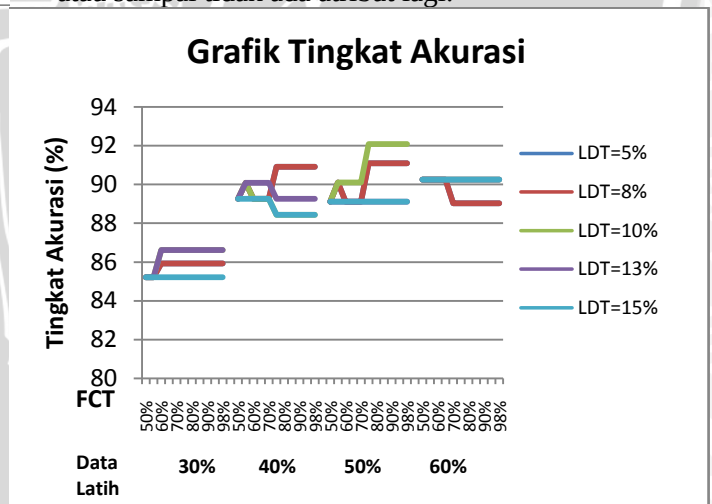
Gambar 3. 4 Grafik jumlah aturan yang terbentuk

Grafik menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai FCT akan menyebabkan jumlah aturan yang dihasilkan juga meningkat. Hal ini disebabkan karena apabila proporsi dari masing-masing kelas dibawah nilai FCT, maka *tree* akan terus diekspansi. Pada grafik, kenaikan jumlah aturan yang cukup signifikan terjadi dari nilai FCT 85% ke 90% dan 95% ke 98%. Hal ini berarti bahwa pada nilai FCT 85%, ada banyak *sub-node* yang memiliki prosentase proporsi kelas kategori yang sama berada di atas nilai 85%, sehingga *tree* berhenti diekspansi. Namun ketika nilai FCT dinaikkan menjadi 95% dan 98%, banyak *sub-node* yang prosentase proporsi kelas kategori yang sama berada di bawah nilai 90% dan 98%, sehingga *tree* terus diekspansi. Untuk kenaikan nilai FCT dari 95% ke 98% pada data latih 30% dan 40%, jumlah aturan yang dihasilkan cenderung sama, hal ini berarti pada nilai FCT 95% banyak *sub-node* yang memiliki nilai prosentasi proporsi kelas kategori yang sama di bawah nilai 95%

menyebabkan *tree* harus diekspansi sampai seluruh atribut telah digunakan.

Berdasarkan grafik dapat dilihat bahwa kenaikan nilai LDT menyebabkan penurunan jumlah aturan yang terbentuk. Hal ini disebabkan karena semakin tinggi nilai LDT maka semakin tinggi batasan jumlah data tiap *sub-node*. Ekspansi *tree* akan dihentikan apabila jumlah data pada *sub-node* kurang dari prosentase LDT dikalikan dengan jumlah data pada root node. Pada grafik, penurunan jumlah aturan signifikan terjadi untuk nilai LDT 15%. Hal ini berarti ketika nilai LDT dinaikkan menjadi 15% banyak *sub-node* yang mengalami *pruning* atau pemotongan sehingga jumlah aturan yang dihasilkan menurun.

Nilai FCT yang terlalu rendah dan atau nilai LDT yang terlalu tinggi akan menghasilkan *tree* dengan ukuran yang kecil sehingga jumlah aturan yang dihasilkan juga sedikit. Hal ini terjadi karena *tree* yang sedang dibangun mengalami *pruning* atau pemotongan. Sebaliknya jika nilai FCT terlalu tinggi atau nilai LDT terlalu rendah dapat menghasilkan *tree* dengan ukuran yang besar dan jumlah aturan yang banyak karena *tree* akan diekspansi sampai *leaf-node* terdalam atau sampai tidak ada atribut lagi.



Gambar 3. 5 Grafik tingkat akurasi

Grafik tersebut menunjukkan bahwa tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 92,079% terdapat data latih 50% pada nilai FCT 75% sampai 98% dengan LDT 10% yang memiliki rentang jumlah aturan 9 sampai 20. Pada grafik juga terlihat bahwa rata-rata akurasi mulai stabil pada rentang FCT 75% sampai 98%. Untuk LDT 15%, rata-rata akurasi mengalami penurunan.

V. KESIMPULAN

Setelah melakukan penelitian maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Metode fuzzy ID3 dapat diterapkan dalam pembangkitan aturan dengan Fuzzy Iterative Dichotomiser 3 untuk mengetahui hubungan antara IP tahun pertama dengan IP Kelulusan pada data akademik FMIPA tahun 2003 sampai tahun 2006. Langkah awal dilakukan dengan pembentukan himpunan fuzzy pada data latih. Selanjutnya dilakukan pembentukan tree dengan algoritma Iterative Dicotomiser 3 (ID3) untuk menghasilkan aturan-aturan. Aturan yang terbentuk mengalami proses pengujian dengan menggunakan inferensi Mamdani. Hasil dari proses inferensi Mandani inilah yang digunakan untuk menentukan kelas kategori output.
2. Berdasarkan pengujian yang dilakukan, jumlah aturan yang dihasilkan dipengaruhi oleh nilai threshold proporsi kelas (FCT) dan threshold jumlah data dalam suatu node (LDT). Nilai FCT yang terlalu rendah dan atau nilai LDT yang terlalu tinggi akan menghasilkan tree dengan ukuran yang kecil sehingga jumlah aturan yang dihasilkan juga sedikit. Sebaliknya jika nilai FCT terlalu tinggi atau nilai LDT terlalu rendah dapat menghasilkan tree dengan ukuran yang besar dan jumlah aturan yang banyak. Jumlah aturan terbanyak yang dihasilkan yaitu 21 aturan dan yang terendah yaitu 4 aturan.
3. Dari hasil pengujian menggunakan data akademik FMIPA tahun 2003 sampai tahun 2006 ternyata perubahan nilai FCT dan LDT tidak memberi pengaruh yang signifikan terhadap akurasi dari aturan yang dihasilkan. Penyebaran data pada kelas kategori target yang digunakan dalam data latih dan data uji juga dapat mempengaruhi tingkat akurasi. Tingkat akurasi tertinggi yang diraih yaitu pada jurusan/program studi Fisika sebesar 93,548%.

VI. SARAN

Pada penelitian ini metode pembangkitan aturan dengan Fuzzy Iterative Dichotomiser 3 menggunakan data akademik FMIPA tahun 2003 sampai 2006 yang memiliki jumlah atribut sebanyak 3 atribut dan atribut indeks prestasi kelulusan sebagai atribut target. Oleh karena itu disarankan untuk penelitian selanjutnya dapat melakukan penambahan atribut terkait masa studi dan menggunakan penyebaran data yang lebih merata sehingga dapat dilihat perbedaan aturan dan tingkat akurasi yang lebih signifikan.

DAFTAR REFERENSI

1. Defiyanti, Sofi. 2010. *Perbandingan Kinerja Algoritma Id3 Dan C4.5 Dalam Spam-Mail*. <http://openstorage.gunadarma.ac.id/~mwiryan/KOMMIT/per-artikel/03-02-004-Perbandingan%5BSofi%5D.pdf>, diakses tanggal 21 Maret 2012.
2. Han, Jiawei dan Micheline Khamber. 2001. *Data Mining : Concepts and Technique*. San Francisco, USA : Morgan Kaufmann Publisher.
3. Kusrini, M.Kom. 2007. *Konsep dan Aplikasi Sistem Pendukung Keputusan*. Yogyakarta : CV Andi Offset.
4. Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik & Aplikasinya)*. Jogjakarta: Graha Ilmu.
5. Kusumadewi, Sri dan Purnomo, H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Mendukung Keputusan: Jilid 2*. Yogyakarta.: Graha Ilmu.
6. Liang, G. 2005. *A Comparative Study of Three Decision Tree Algorithms: I D3, Fuzzy ID3 and Probalistic Fuzzy ID3*. Informatics & Economics Erasmus University Rotterdam, The Netherlands.
7. Nugraha, Dany, dkk. 2006. *Diagnosis Gangguan Sistem Urinari pada Anjing dan Kucing Menggunakan VFI 5*. Institut Pertanian Bogor.
8. Nurlaelasari, Fitri. 2010. *Implementasi Algoritma Fuzzy Iterative Dichotomiser 3 (FID3) Pada Fuzzy Decision Tree Untuk Diagnosa Penyakit Jantung*. Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung.

9. Romansyah, I, Sitanggang S, Nurdianti S. 2009. *Fuzzy Decision Tree dengan Algoritme ID3 pada Data Diabetes*. Internetworking Indonesia Journal. Vol. 1, No. 2: Special Issue on Data Mining.
10. Suharto, Bambang, dkk. 2010. *Pedoman Pendidikan Tahun Akademik 2010/2011 Universitas Brawijaya*. Malang : Universitas Brawijaya.
11. Wahyudin. 2009. *Metode Iterative Dichotomizer 3 (ID3) Untuk Penyeleksian Penerimaan Mahasiswa Baru*. Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi Dan Komunikasi (PTIK) Vol. 2 No. 2 .

