

METODE FUZZY ID3 UNTUK KLASIFIKASI BENTUK WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN DENTAL PANORAMIC

Nur Nafi'iyah¹⁾, Chastine Fatichah²⁾

¹⁾Teknik Informatika, Universitas Islam Lamongan.

²⁾Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Indonesia.

email : mynaff26@gmail.com¹⁾, chastine@if.its.ac.id²⁾

Abstract—Penelitian ini ingin menerapkan algoritma Fuzzy dan ID3 dalam mengklasifikasi bentuk wajah manusia. Tujuannya, yaitu untuk melihat keakurasian dan ketepatan algoritma ID3 dalam mengklasifikasi bentuk wajah manusia. Klasifikasi bentuk wajah dalam penelitian ini terdapat 3 bentuk, yaitu: oval, lancip, dan kotak. Manfaat yang diperoleh dalam penelitian ini, membantu tim forensik dalam melakukan identifikasi korban atau manusia dari segi bentuk wajah. Metode Fuzzy digunakan untuk menormalisasi nilai fitur dari gigi seri panoramic dan mengubah ke bentuk kategori. Sedangkan ID3 digunakan untuk mengklasifikasi bentuk wajah manusia menjadi 3 bentuk. Ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu: area, perimeter, lebar, panjang, rasio lebar/panjang, rasio area/perimeter, pusat_x dan pusat_y. Tahapan penelitian ini, meliputi: digitalisasi dental panoramic menjadikan file, kemudian melakukan segmentasi gigi seri rahang atas, mengekstraksi fitur gigi seri, selanjutnya memasukkan nilai fitur ke dalam database dan dilakukan pelatihan ID3. Pelatihan fitur gigi seri panoramic menggunakan metode ID3 menghasilkan tree, dan rule. Rule dari ID3 digunakan klasifikasi bentuk wajah manusia menunjukkan nilai akurasi sebesar 65% dari total data 26 gigi seri dental panoramic.

Keywords—Fuzzy ID3, Bentuk Wajah Manusia, Dental Panoramic.

I. PENDAHULUAN

Penelitian ini terkait dengan analisa algoritma ID3 dalam mengklasifikasi bentuk wajah manusia. Di mana wajah manusia yang akan diklasifikasi terdapat 3 kelas, yaitu: Lancip, Kotak, dan Oval. Data yang digunakan dalam penelitian, yaitu citra *dental panoramic*.

Dental Panoramic dapat digunakan sebagai alternatif untuk identifikasi manusia dari segi jenis kelamin, usia, ataupun identifikasi forensik. Identifikasi forensik digunakan untuk mengenali korban kejahatan, korban kecelakaan massal.

Melakukan identifikasi manusia dapat dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya dengan *dental panoramic*. Di mana kelebihan menggunakan dental panoramic, yaitu data gigi yang tahan terhadap cuaca panas lebih dari 1000°C, dan tahan terhadap kebakaran. Dengan menggunakan dental panoramic proses identifikasi secara massal dapat dilakukan dengan waktu yang lebih pendek dibandingkan menggunakan DNA.

Tujuan penelitian ini, yaitu: menganalisa hasil klasifikasi bentuk wajah manusia menggunakan dental panoramic dengan algoritma ID3. Diharapkan dengan penelitian ini, dapat membantu mengenali manusia dari segi bentuk wajah. Dan membuktikan keakurasian algoritma ID3 dalam mengklasifikasi bentuk wajah manusia.

Manfaat yang dihasilkan dari penelitian ini, yaitu: membantu tim forensik untuk mengenali korban atau manusia dari segi bentuk wajah. Dibangunnya aplikasi ini dapat memberikan

efisiensi waktu pengenalan korban atau manusia yang belum dikenali dibandingkan menggunakan DNA.

Algoritma Naïve Bayes, Jaringan Syaraf Tiruan, ID3 merupakan algoritma yang baik dalam melakukan klasifikasi. Bukti akurasi dari algoritma tersebut dalam penelitian [10][8]. Dari nilai akurasi tersebut maka peneliti menggunakan algoritma ID3. Algoritma ID3 melakukan pembelajaran terlebih dahulu, dari pembelajaran tersebut menghasilkan Tree dan Rule. Dari Tree dan Rule tersebut kita dapat membuktikan suatu klasifikasi suatu objek.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. ID3 (Iterative Dichotomiser Tree)

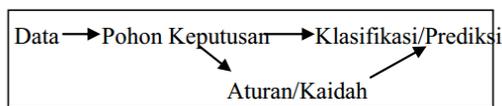
Decision Tree (pohon keputusan) adalah *flowchart* seperti struktur *tree*, di mana tiap internal node menunjukkan sebuah test pada sebuah atribut, tiap cabang menunjukkan hasil dari test, dan *leaf node* menunjukkan *class-class* atau *class distribution* [1].

Decision Tree adalah pohon terstruktur dari sekumpulan atribut untuk diuji dengan tujuan meramalkan *output*-nya. Pohon keputusan merupakan salah satu *tool* paling populer untuk klasifikasi karena hasilnya yang bisa dipahami dalam bentuk kaidah keputusan. Untuk memutuskan atribut mana yang harus diuji pertama, yaitu atribut yang memiliki perolehan tertinggi. *Decision Tree* berusaha menemukan atribut yang tepat untuk menyelesaikan dan

menentukan kelas. Dengan kata lain, atribut yang berada di posisi paling atas dalam *decision tree* adalah atribut yang paling berpengaruh dalam menentukan hasil prediksi. Oleh karena itu, proses pembuatan model *decision tree* merupakan proses interative untuk menilai atribut paling berpengaruh yang akan menjadi percabangan dari struktur pohon ini. Percabangan ini juga sering disebut dengan istilah titik percabangan (*split point*) [2]. Proses ini bisa dibagi menjadi dua tahap. Yang pertama adalah menghitung besarnya pengaruh dari setiap atribut. Tahap kedua adalah memilih atribut terbaik untuk menjadi titik percabangan dari struktur pohon. Untuk tahap pertama ada beberapa matrik yang bisa dipakai untuk menghitung besarnya pengaruh seperti *entropy*, *information gain* [2].

ID3 merupakan sebuah metode yang digunakan untuk membangkitkan pohon keputusan. Input dari algoritma ini adalah sebuah database dengan beberapa variabel yang juga dikenal dengan atribut. Setiap masukan dalam database menyajikan sebuah objek dari domain yang disebut dengan variabel bebas (*independent variable*). Sebuah atribut didesain untuk mengklasifikasikan objek yang disebut dengan variabel tidak bebas (*dependent variable*) [2].

Alur dalam algoritma ID3 seperti Gambar 1.



Gambar 1. Alur Algoritma ID3

Langkah menghasilkan Tree atau aturan kaidah, yaitu: menghitung nilai Entropy seperti Persamaan 1:

$$-\sum_{i=1}^n p_i * \log_2(p_i) \dots\dots\dots(1)$$

Di mana $p_i = \frac{s_i}{s}$

Proses Algoritma ID3 [3]: Input: Training samples, samples; Output: Decision Tree; Method: Create node N; (1) If samples are all of the same class, C then return N as a leaf node labeled with the class C; (2) If atribut-list is empty then Return N as a leaf node labeled with the most common class in samples; select test-atribut, atribut among attribute-list with the highest information gain; (3) Label node N with test-atribut; (4) For each known value a, of test-atribut: Grow a branch from node N for the condition test atribut ai; Let Si be the set of

samples in samples for which test-atribut = ai; If Si is empty then Attach a leaf labeled with the most common class in samples; Else attach the node returned by Generate_decision_tree(Si,atribut-list-test-atribut).

B. Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali dikembangkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh, seorang peneliti dari Universitas California [4] memperkenalkan teori himpunan *fuzzy* dan *fuzzy logic* sebagai sebuah cara untuk mengatasi masalah ketidaktepatan dan ketidakpastian. Setiap anggota dalam *fuzzy set* memiliki derajat nilai keanggotaan yang menentukan potensi anggota tersebut dapat masuk ke dalam suatu *fuzzy set*. *Fuzzy set* adalah pengembangan dari logika klasik yang memodelkan segala hal dengan istilah *boolean* (ya dan tidak, 0 dan 1). Untuk himpunan semesta *U*, *u* adalah anggota dari *U* maka *fuzzy set A* dapat didefinisikan sebagai berikut dengan Persamaan 2:

$$A = \{(\mu, \mu_A(u)) | u \in U\} \dots\dots\dots(2)$$

Di mana:

μ_A adalah fungsikeanggotaan fuzzyset A,
 $\mu_A : U \rightarrow [0,1]$ dan $\mu_A(u)$ adalahderajat keanggotaan u pada fuzzyset A

Pada penelitian [5] diusulkan *local fuzzy thresholding* berdasarkan pengukuran *fuzzy similarity* pada interaktif segmentasi citra panoramik gigi. Metode yang diusulkan [5] terdiri dari tiga tahapan utama, tahap pertama adalah *region splitting* untuk mendapatkan lokal region. Tahap kedua adalah *user marking* untuk mendapat *initial seed background* dan objek, tahap terakhir adalah pengukuran *fuzzy similarity* pada setiap lokal region untuk mendapatkan nilai *local threshold*. Hasil uji coba pada citra panoramik gigi, metode yang diusulkan [5] berhasil melakukan segmentasi dengan rata-rata *missclasification error* (ME) 5.47%.

Forensic radiology adalah bagian dari *forensic medicine* yang mempelajari tentang pengidentifikasian manusia menggunakan citra radiologi *postmortem* dari bagian-bagian tubuh yang berbeda termasuk kerangka, tengkorak, dan gigi. Pengidentifikasian dilakukan dengan membandingkan citra *postmortem* (PM) dengan rekaman *antemortem* (AM) [6].

Penelitian [7] mendiagnosa penyakit leukemia akut menggunakan metode *decision tree fuzzy*. Di mana *fuzzy* digunakan untuk memproses inputan,

agar nilainya hanya berskala 0-1. Hasil fuzzy digunakan sebagai dataset decision tree. Proses decision tree untuk pembelajaran, di mana akan menghasilkan tree dan rule. Rule inilah yang digunakan dalam mendiagnosa leukemia.

Metode Fuzzy digunakan untuk klasifikasi gigi berdasarkan radiografi periapikal [8], di mana masing-masing gigi dianalisis berdasarkan beberapa kriteria, seperti rasio area/perimeter dan rasio lebar/tinggi. Proses klasifikasi gigi yang akan digunakan, yaitu citra radiograf periapikal. Metode klasifikasi yang diusulkan [8] direncanakan akan diimplementasikan sebagai submodule sistem identifikasi individu menggunakan rahang gigi bawah.

Yang dimaksud dengan identifikasi ilmu kedokteran gigi forensik adalah semua aplikasi dari disiplin ilmu kedokteran gigi yang terkait dalam suatu penyidikan dalam memperoleh data-data postmortem, berguna untuk menentukan identitas dan identitas korban maupun pelaku demi kepentingan hukum dalam suatu proses peradilan dan menegakkan kebenaran [9].

Penelitian [10] akan mengembangkan dan membangun suatu sistem untuk identifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan foto panoramik gigi. Penelitian [10] termasuk dalam penelitian percobaan, di mana membutuhkan analisa dari tingkat keakurasian sistem dan ketepatan sistem. Penelitian [10] menggunakan foto panoramik sebanyak 20 dari foto panoramik gigi manusia. Data didigitalisasi agar dapat digunakan sebagai inputan. Selanjutnya citra tersebut akan dilakukan prepossessing. Tahap prepossessing adalah tahap perbaikan citra agar citra digunakan dapat memberikan hasil yang maksimal. Tahap ekstraksi fitur yaitu mengambil fitur-fitur yang terpenting dalam citra, misalnya panjang *mandibula* foto panoramik gigi, panjang lengkungan, dan lainnya. Hasil dari ekstraksi fitur citra selanjutnya diproses pembelajaran menggunakan algoritma *backpropagation*. Tujuan tahap testing yaitu untuk mengetahui akurasi dari sistem.

Dalam penelitian [11] pengenalan wajah manusia menggunakan komputer membutuhkan ketepatan yang tinggi. Karena bentuk wajah manusia secara nyata merupakan gambar 3D, sedangkan dalam komputer menggunakan 2D. Sehingga penelitian [11] membangun aplikasi untuk memulihkan pose wajah manusia menjadi mirip dengan bentuk wajah nyata.

Penelitian [12] membahas masalah pendekatan bentuk wajah 3D dari kontur occluding, yaitu batas

antara daerah wajah dan latar belakang. Tujuan penelitian [12], adalah meneliti hubungan antara bentuk wajah 2D dengan 3D menggunakan regresi linier. Hasil dari penelitian [12] adalah matriks regresi yang mampu memperkirakan bentuk wajah 3D inputan terhadap bentuk wajah 2D yang dilatih dari kontur yang dipilih. Pendekatan [12] memberikan manfaat membedakan bentuk wajah terhadap latar belakang antara gambar 2D dan 3D.

Penelitian [13] membuat sistem offline untuk mengenali bentuk wajah dengan gambar 3D. Proses pengenalan bentuk wajah untuk membantu rekonstruksi, dengan nilai akurasi yang baik. Pengenalan bentuk wajah berdasarkan pencahayaan dan estimasi albedo.

Penelitian [14] berfokus pada pengenalan gambar berdasarkan fitur, penyiapan fitur dari sebuah gambar berdasarkan warna, tekstur dan bentuk. Fitur warna menggunakan histogram gambar, fitur tekstur menggunakan Gray Level Occurance Matrix (GLCM), dan fitur bentuk menggunakan canny edge detection. Teknik ekstraksi warna, tekstur, dan bentuk menghasilkan 18 (delapan belas) buah fitur yang mampu digunakan sebagai fitur di proses Clustering gambar pada tahap penelitian berikutnya. Metode pengujian menggunakan Purity dan Precision dari hasil gambar uji terhadap kelompok gambar latih.

Edge detection [14] merupakan menemukan bagian pada citra yang mengalami perubahan intensitas secara drastis. Ada dua cara yang digunakan untuk menemukan bagian tersebut yaitu menggunakan turunan pertama, di mana intensitas magnitudonya lebih besar dari *threshold* yang didefinisikan dan menggunakan turunan kedua, di mana intensitas warnanya mempunyai *zero crossing*. Dalam penelitian [14] menggunakan Canny Edge Detection yang secara umum menggunakan algoritma umum sebagai berikut: Penghalusan untuk mengurangi dampak noise terhadap pendeteksian edge; Menghitung potensi gradient citra; Non-maximal suppression dari gradient citra untuk melokalisasi edge secara presisi; hysteresis thresholding untuk melakukan klasifikasi akhir. Tahap berikutnya adalah perhitungan edge direction histogram menggunakan 5 bin arah yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , dan 180° dengan nilai piksel ketetanggan yang sama sebanyak 3 piksel.

Fitur yang digunakan untuk mengenali jenis daun meliputi bentuk, warna, dan tekstur. Tidak semua jenis fitur perlu digunakan untuk melakukan komputasi hasil ekstraksi, namun perlu diseleksi

beberapa fitur yang paling berpengaruh dalam sistem temu kembali citra daun [15]. Teknik seleksi fitur Correlation based Featured Selection (CFS) digunakan untuk melakukan pemilihan fitur berdasarkan korelasi antar fitur, sehingga dapat meningkatkan performa dari sistem temu kembali citra daun. Jenis seleksi fitur yang digunakan diantaranya menggunakan CFS, CFS dengan Genetic Search (GS), dan chi square. Analisis keterkaitan korelasi antar fitur melalui seleksi fitur juga dikombinasikan dengan penggunaan kedekatan dalam menghitung similaritas pada sistem temu kembali. Penggunaan kedekatan dengan Lp norm, manhattan, euclidean, cosine, dan mahalanobis. Hasil penelitian [15] menunjukkan nilai temu kembali paling tinggi ketika menggunakan seleksi fitur CFS dengan pengukuran kedekatan mahalanobis. Jenis ekstraksi fitur daun yang digunakan terdiri dari enam jenis fitur, diantaranya adalah: *Slimness* merupakan rasio perbandingan antara panjang daun dan lebar daun. *Form Factor/Roundness* di mana wilayah/ luas area daun dan keliling daun. *Rectangularity* adalah teknik untuk menggambarkan kemiripan bentuk daun dengan bentuk kotak. *Narrow factor* didefinisikan sebagai rasio dari diameter D dan panjang dari daun Lp . Rasio keliling dan diameter, perbandingan antara keliling (P) dan diameter (D) digunakan sebagai salah satu fitur bentuk daun. Rasio perimeter dengan panjang dan lebar perbandingan antara keliling (P) dan panjang (Lp) serta lebar daun (Wp) digunakan sebagai salah satu fitur bentuk daun [15].

III. METODELOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu 13 citra panoramic gigi. Dari ke-13 citra kemudian dilakukan segmentasi untuk diambil gigi seri. Dari panoramic gigi terdapat rahang bawah dan atas, sehingga data gigi seri yang digunakan dalam penelitian adalah gigi seri bagian rahang atas.

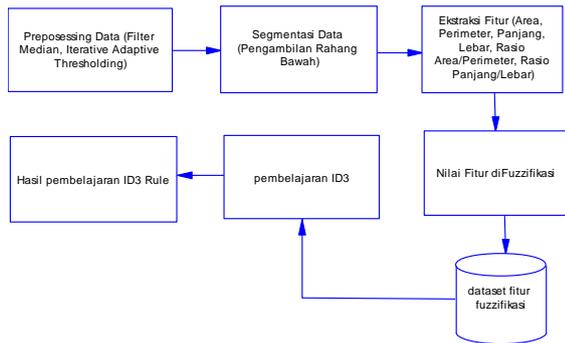
Data inputan berupa dental panoramic seperti Tabel 1.

Table 1. Data Dental Panoramic

No	Citra Panoramik Gigi
1	
2	
3	
4	
5	

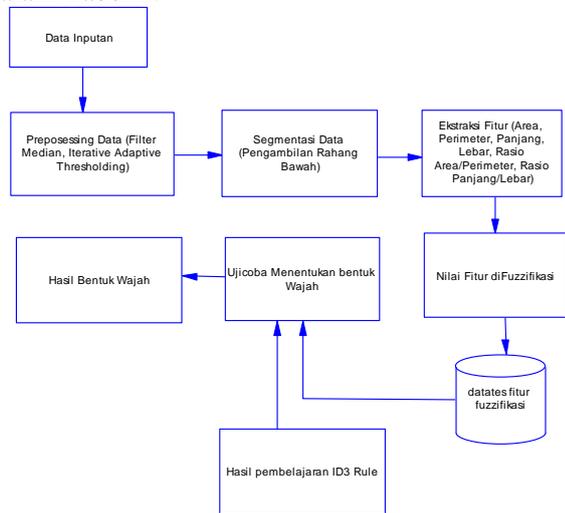
Penelitian ini akan menggunakan tools Matlab untuk perbaikan citra, dan ekstraksi fitur. Data fitur hasil fuzzyfikasi akan disimpan dalam database MySql. Penelitian ini terdapat proses mengambil data *dental panoramic*. Setelah diambil datanya (data dalam bentuk file hasil scan radiograph panoramic), selanjutnya disegmentasi diambil gigi seri bagian rahang atas menggunakan Photoshop. Langkah berikutnya citra gigi seri dilakukan filter median untuk perbaikan citra. Hasil filter median dilakukan thresholding dengan iterative adaptive thresholding. Hasil binerisasi dari gigi seri rahang bagian atas dilakukan ekstraksi fitur diambil area, perimeter, panjang, lebar, rasio area/perimeter, rasio panjang/lebar, pusat_x dan puast_y. Dari fitur tersebut kemudian difuzzifikasi, nilai fuzzifikasi dimasukkan dataset untuk ditraining dengan ID3 agar menghasilkan tree dan rule. Tree dan rule kemudian digunakan ujicoba sistem.

Alur dari penelitian ini, dalam Gambar 2, dan 3.



Gambar 2. Proses Pengolahan Dataset

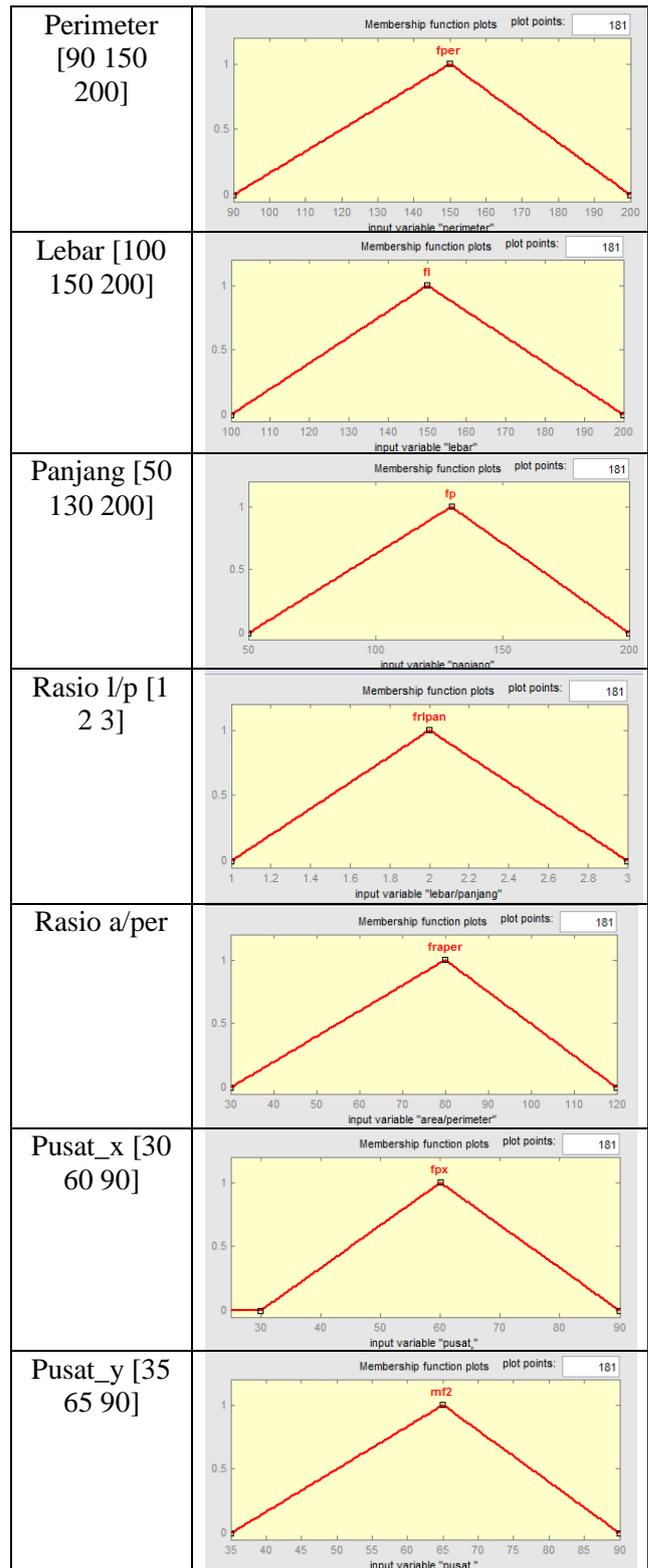
Data hasil ekstraksi fitur, mulai dari nilai fitur area, perimeter, lebar, panjang, rasio lebar/panjang, rasio area/perimeter, pusat_x, pusat_y dinormalisasikan menggunakan fuzzifikasi. Fuzzy yang digunakan adalah grafik segitiga seperti dalam Tabel 2.



Gambar 3. Proses Ujicoba Menentukan Bentuk Wajah

Table 2. Grafik Fuzzy untuk Normalisasi Fitur

Himpunan Keanggotaan Fitur	Grafik
Area [3500 11750 20000]	



Data awal hasil ekstraksi fitur dari gigi seri panoramic seperti Tabel 3, kemudian dilakukan fuzzifikasi menghasilkan Tabel 4, selanjutnya data disimpan ke database MySql dan disimpan ke dalam file arff. File arff harus dikonversi ke nilai deskriptif, untuk ditraining dengan algoritma ID3.

Bentuk nilai deskriptif yang akan dinilai seperti Tabel 5.

Table 3. Nilai Fitur Gigi Seri

a	per	l	p	rasio l/p	rasio a/per	p_x	p_y	kelas
8090	172	173	81	2.14	47.03	38.12	71.01	lancip
6916	156	157	65	2.42	44.33	35.18	68.57	lancip
8404	158	159	94	1.69	53.19	48.54	69.92	kotak
6706	149	150	79	1.90	45.01	37.86	75.12	kotak
14854	176	177	128	1.38	84.40	65.24	79.43	kotak
15175	184	185	120	1.54	82.47	61.52	84.12	kotak
10115	164	165	108	1.53	61.68	56.23	69.30	oval
9496	156	157	96	1.64	60.87	44.98	67.79	oval
8995	155	156	87	1.79	58.03	40.77	75.51	lancip

Table 4. Hasil Ekstraksi Fuzzy

a	per	l	p	rasio l/p	rasio a/per	p_x	p_y	kelas
0.56	0.56	0.54	0.39	0.86	0.34	0.27	0.76	lancip
0.41	0.88	0.86	0.19	0.58	0.29	0.17	0.86	lancip
0.59	0.84	0.82	0.55	0.69	0.46	0.62	0.80	kotak
0.39	0.98	0.83	0.36	0.90	0.30	0.26	0.60	kotak
0.62	0.48	0.46	0.98	0.38	0.89	0.83	0.42	kotak
0.58	0.32	0.30	0.88	0.54	0.94	0.95	0.24	kotak
0.80	0.72	0.70	0.73	0.53	0.63	0.87	0.83	oval
0.73	0.88	0.86	0.58	0.64	0.62	0.50	0.89	oval
0.67	0.90	0.88	0.46	0.79	0.56	0.36	0.58	lancip

Table 5. Nilai Deskriptif untuk Training ID3

```

@relation dataTes

@attribute no Numeric
@attribute area {luas, sempit}
@attribute perimeter {luas, sempit}
@attribute lebar {luas, sempit}
@attribute panjang {luas, sempit}
@attribute rasio {luas, sempit}
@attribute areper {luas, sempit}
@attribute pusat_x {luas, sempit}
@attribute pusat_y {luas, sempit}
@attribute wajah {lancip, kotak, oval}

@data
1,luas,luas,luas,sempit,luas,sempit,sempit,luas,lancip,?
2,sempit,luas,luas,sempit,luas,sempit,sempit,luas,lancip,?
3,luas,luas,luas,luas,luas,sempit,luas,luas,kotak,?
4,sempit,luas,luas,sempit,luas,sempit,sempit,luas,kotak,?
5,luas,sempit,sempit,luas,sempit,luas,luas,
    
```

sempit,kotak,?
 6,luas,sempit,sempit,luas,luas,luas,luas,sempit,kotak,?
 7,luas,luas,luas,luas,luas,luas,luas,luas,oval,?
 8,luas,luas,luas,luas,luas,luas,sempit,luas,oval,?
 9,luas,luas,luas,sempit,luas,luas,sempit,luas,lancip,?
 10,luas,luas,luas,luas,luas,luas,luas,luas,luas,lancip,?

IV. PEMBAHASAN

Penelitian ini terdapat tahap segmentasi, akan tetapi segmentasi yang dilakukan menggunakan manual Photoshop. Citra awal seperti Gambar 4 kemudian diambil bagian gigi seri rahang atas menggunakan photoshop seperti Gambar 5.

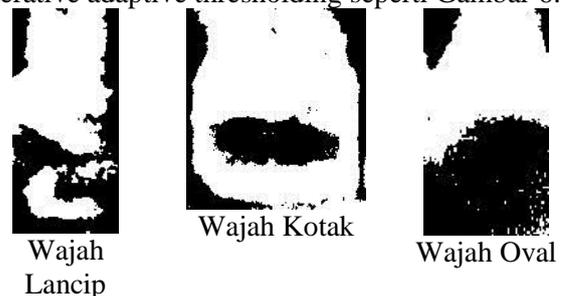


Gambar 4. Foto Asli Panoramik Gigi



Gambar 5. Gigi Seri Rahang Atas Hasil Segmentasi

Hasil dari segmentasi kemudian dilakukan binerisasi, proses binerisasi menggunakan iterative adaptive thresholding seperti Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Binerisasi Gigi Seri Panoramik

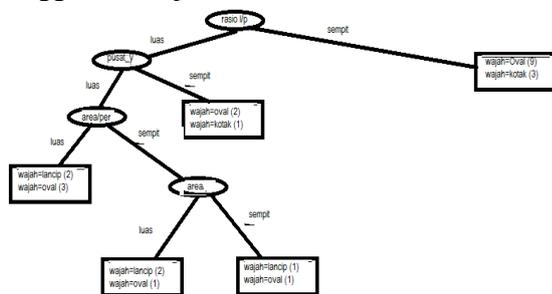
Dari hasil binerisasi gigi seri kiri dan kanan bagian rahang atas kemudian diambil fiturnya, fitur yang diambil, yaitu: area, perimeter, lebar, panjang, rasio lebar/panjang, rasio area/perimeter, pusat_x dan pusat_y. Dari fitur yang diambil selanjutnya dimasukkan tabel di database MySql dan kemudian dilakukan normalisasi menggunakan fuzzy selanjutnya pembelajaran

algoritma ID3. Proses pembelajaran algoritma ID3 dilakukan 2 kali, yang pertama menggunakan Excel yang kedua menggunakan aplikasi Weka. Hasil pembelajaran ID3 menggunakan Excel seperti Gambar 4, sedangkan menggunakan Weka seperti Gambar 5.

Data yang digunakan dalam menganalisa algoritma ID3 untuk mengklasifikasi bentuk wajah manusia sebanyak 26 baris. Data awalnya dalam bentuk angka seperti Tabel 3, selanjutnya data dinormalisasi menggunakan fuzzy agar berskala 0 sampai 1 seperti Table 4. Data dinormalisasi menggunakan fuzzy dengan grafik segitiga seperti Tabel 2. Selanjutnya data tersebut disimpan ke tabel database MySql dan ke bentuk arff.

Peneliti menggunakan 2 model data untuk menganalisa algoritma ID3, model yang pertama data terdapat 9 kolom, yaitu area, perimeter, lebar, panjang, rasio lebar/panjang, rasio area/perimeter, pusat_x, pusat_y, dan kelas_wajah. Model yang kedua data terdapat 10 kolom, yaitu menambahkan 1 kolom untuk nomor.

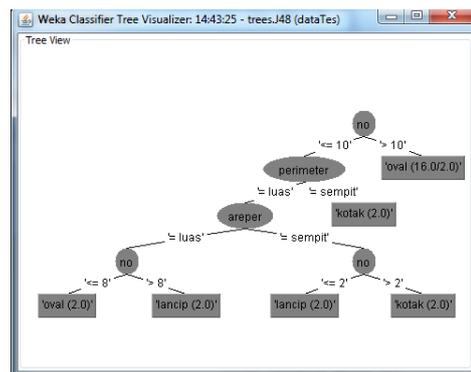
Tree hasil dari model data pertama seperti Gambar 7. Dan tree hasil dari model data kedua seperti Gambar 8. Model data pertama dihitung menggunakan Excel, sedangkan model data kedua menggunakan aplikasi Weka.



Gambar 7. Tree ID3 Hasil Model Data Pertama

Data model pertama ataupun data model kedua sama-sama terdapat 26 baris untuk training ID3, hanya saja data model kedua menambahkan nomor pada kolom pertama. Data model pertama menghasilkan tree seperti Gambar 7 dan menghasilkan rule sebagai berikut:

- [1] if rasio_l/p=sempit then kelas=oval (9)
- [2] if rasio_l/p=luas and pusat_y=sempit then wajah=oval (2)
- [3] if rasio_l/p=luas and pusat_y=luas and rasio_ar/per=luas then wajah=oval (3)
- [4] if rasio_l/p=luas and pusat_y=luas and rasio_ar/per=sempit and area=luas then wajah=lancip (2)
- [5] if rasio_l/p=luas and pusat_y=luas and rasio_ar/per=sempit and area=sempit then wajah=kotak (1)



Gambar 8. Tree ID3 Hasil Model Data Kedua

Dari model data pertama rule ID3 terdapat 5 dengan nilai akurasi 65%.

Dari model data kedua tree pada Gambar 8 menghasilkan rule sebagai berikut:

- [1] if no>10 then kelas=oval (16)
- [2] if no<=10 and perimeter=sempit then wajah=kotak (2)
- [3] if (no<=10 or no>2) and perimeter=luas and rasio_ar/per=sempit then wajah=kotak (2)
- [4] if (no<=10 or no<=2) and perimeter=luas and rasio_ar/per=sempit then wajah=lancip (2)
- [5] if (no<=10 or no<=8) and perimeter=luas and rasio_ar/per=luas then wajah=oval (2)
- [6] if (no<=10 or no>8) and perimeter=luas and rasio_ar/per=luas then wajah=lancip (2)

Dari rule ID3 model data kedua menghasilkan 6 rule dengan nilai akurasi 100%.

SIMPULAN

Dari ujicoba sistem, terdapat kesimpulan bahwa: algoritma ID3 dengan model data kedua (menambahkan kolom nomor) menghasilkan nilai akurasi 100%. Akan tetapi data tersebut kurang baik karena menggunakan nomor. Sedangkan algoritma ID3 model data pertama nilai akurasinya 65%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jiawei Han, Micheline Kamber. 2001. *Data Mining Concept and Techniques*.
- [2] Ronny Ardi Giwani, Paulus Mudjihartono, Pranowo. 2011. *Sistem Pendukung Keputusan Prediksi Kecepatan Studi Mahasiswa Menggunakan Metode ID3*. Universitas Atma Jaya Yogyakarta, Jurnal Buana Informatika, Volume 2 Nomor 2, hal. 102-108.
- [3] Frank, Vanden Berghen. 2003. *Classification Trees: C4.5*. University Libre de Bruxelles.
- [4] L.A.Zadeh. 1965. *Fuzzy Set*. Inf. Control, Volume 8, Nomor 3, hal. 338-353.
- [5] Wawan Gunawan, Agus Zainal Arifin. 2017. *Lokal Fuzzy Thresholding Berdasarkan Pengukuran Fuzzy Similarity pada Interaktif Segmentasi Citra Panoramik Gigi*. Jurnal Infotel, Volume 9 Nomor 1, hal. 40-47.
- [6] Bilqis Amaliah, Anny Yuniarti, Anindita Sigit Nugroho, Agus Zainal Arifin. 2011. *Pemisahan Gigi pada Dental Panoramic Radiograph dengan Menggunakan Integral Projection yang Dimodifikasi*. Jurnal Ilmiah Kursor, Volume 6 Nomor 2 Juli, hal. 123-130.
- [7] Chastine Fatichah, Martin L. Tangel, Fei Yan, Janet P. Betancourt, M. Rahmat Widyanto, Fangyan Dong, Kaoru Hirota. 2015. *Fuzzy Feature Representation for White Blood Cell Differential Counting in Acute Leukemia Diagnosis*. International Journal of Control, Automation and Systems, 1-11.
- [8] Martin L. Tangel, Chastine Fatichah, Fei Yan, Janet P. Betancourt, M. Rahmat Widyanto, Fangyan Dong, Kaoru Hirota. 2013. *Dental Classification for Periapical Radiograph Based on Multiple Fuzzy Attribute*. IEEE, 304-309.
- [9] Lukman, D. 2006. *Ilmu Kedokteran Gigi Forensik*. Jakarta: Sagung Seto.
- [10] Nur Nafi'iyah, Retno Wardhani. 2016. *Sistem Identifikasi Jenis Kelamin Manusia Berdasarkan Foto Panoramik Gigi*. Seminar Hasil Penelitian dan Pengabdian Masyarakat, hal. 120-125. Jember: Politeknik Negeri Jember.
- [11] Jian Zhang, Rui Sun, Xiaosi Zhan, Chaoqun Hong. 2015. *Accurate Human Face Pose Recovery from Single Image Through Generic Shape Regularization*. Elsevier, hal. 5-14.
- [12] Dalila Sanchez-Escobedo, Mario Castelan, William A.P. Smith. 2016. *Statistical 3D Face Shape Estimation from Occluding Contours*. Elsevier, hal. 111-124.
- [13] Jian-Fang Hu, Wei-Shi Zheng, Xiaohua Xie, Jianhuang Lai. 2017. *Sparse Transfer for Facial Shape from Shading*. Pattern Recognition.
- [14] Sugiarta, I Gusti Rai Agung. 2016. *Ekstraksi Warna, Tekstur dan Bentuk untuk Image Retrieval*. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia* (hal. 4.3-1-4.3-6). Yogyakarta: STMIK AMIKOM.
- [15] Yuita Arum Sari, Ratih Kartika Dewi, Chastine Fatichah. 2014. 4) *Seleksi Fitur Menggunakan Ekstraksi Fitur Bentuk, Warna dan Tekstur dalam Sistem Temu Kembali Citra Daun*. *JUTI Volume 12 No 1 Januari*, 1-8.
- [16] Nur Nafi'iyah, Retno Wardhani. 2018. *Analisa Fuzzy C45 dalam Mengklasifikasi Jenis Kelamin Manusia dari Fitur Gigi Kaninus Panoramik*. Procceding SENIATI.