IMPLEMENTASI KLASIFIKASI CITRA BERDASARKAN EKSTRAKSI CIRI UNTUK MENDETEKSI KELAINAN GIGI MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES DAN METODE GLCM

Luky Muhamad Harisman[1], Erick Wijaya, S.Kom., M.T.[2]
[1,2] Teknik Informatika-Universitas Komputer Indonesia
Jalan Dipatiukur No. 112-116, Coblong, Lebakgede, Bandung
E-mail : lukyharisman@gmail.com[1], erick.wijaya@email.unikom.ac.id.[2]

ABSTRAK

Kelainan gigi atau disebut anomali gigi yaitu gigi yang bentuknya menyimpang dari bentuk aslinya. Kelainan bentuk dan ukuran gigi antara Geminasi dan Makrodontia yang hampir sama menyebabkan dokter gigi sulit membedakannya. Oleh sebab itu diperlukan suatu pemanfaatan pengolahan citra berbasis komputer untuk membantu proses analisa gigi dengan cara mengklasifikasikannya dengan tepat.

Salah satu metode pengolahan citra adalah dengan eksraksi ciri tekstur pada penelitian ini ekstraksi ciri tekstur yang digunakan adalah metode Concurrency Matrix. Metode Cooccurence Matrix adalah suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak (d), dan dengan suatu sudut inklinasi (θ). Naïve bayes adalah suatu metode pengklasifikasian paling sederhana dengan menggunakan peluang yang ada, dimana diasumsikan bahwa setiap variable X bersifat bebas (independence).

Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan nilai akurasi 66,6% ini membuktikan bahwa naive bayes kurang baik dalam mengklasifikasi citra kelainan gigi, dikarenakan data hasil ekstraksi ciri tekstur kelainan gigi dengan metode matriks co-occurrence memiliki interval jarak yang dekat antar kelasnya. Sehingga klasifikasi naive bayes kurang dapat berjalan dengan baik saat melakukan klasifikasi.

Kata Kunci : Tekstur Citra, Ekstraksi Ciri, Co-Occurrence Matriks, Klasifikasi, Naive Bayes,Gigi

1. PENDAHULUAN

Gigi adalah struktur-struktur epidermal dan mesodermal termodifikasi yang terdapat di dalam mulut dari banyak vertebrata [4]. Gigi merupakan salah satu organ tubuh yang sangat penting bagi manusia. Peranan gigi dalam menunjang kesehatan seringkali terabaikan, salah satunya kelainan pada gigi. Kelainan gigi atau disebut anomali gigi yaitu gigi yang bentuknya menyimpang dari bentuk aslinya [4]. Kelainan atau anomali pada gigi menunjukkan adanya suatu gejala gangguan anomali pada tubuh yang diakibatkan karena gangguan pertumbuhan dan perkembangan pada gigi.

Berdasarkan wawancara dengan Dokter Gigi Arien Haryatin bahwa kelainan atau anomali pada gigi mempunyai delapan karakteristik salah satunya yaitu kelainan ukuran dan bentuk gigi. Menurut Dokter Gigi Arien Haryatin kasus kelainan ukuran dan bentuk gigi yang sering dijumpai ada tiga yaitu Geminasi, Makrodontia, dan Mikrodontia. Untuk mendeteksi kelainan bentuk dan ukuran gigi pasien, dapat dilakukan dengan cara yang sama dengan penyakit gigi pada umumnya yaitu melalui pemeriksaan pada bentuk, tekstur dan segmentasi gigi [6]. Bagi dokter gigi untuk mendeteksi kelainan bentuk dan ukuran gigi pasien dilakukan berdasarkan pengetahuan dan pengalaman saja oleh karena itu hasil perkiraan diagnosa yang diperoleh bisa saja salah karena faktor keterbatasan manusia. Selain itu, kelainan bentuk dan ukuran gigi antara Geminasi dan Makrodontia yang hampir sama menyebabkan dokter gigi sulit membedakannya. Dalam menentukan kelainan bentuk dan ukuran gigi harus dilakukan dengan teliti karena kelainan ukuran dan bentuk gigi dapat dijadikan diagnosa pasien sehingga pemilihan rencana perawatan dan perawatan yang dilakukan dapat berjalan secara optimal [1]. Oleh sebab itu diperlukan suatu pemanfaatan pengolahan citra berbasis komputer untuk membantu proses analisa gigi dengan cara mengklasifikasikannya dengan tepat.

Dalam penelitian sebelumnya tentang pengolahan citra dengan cara pengklasifikasian berdasarkan tekstur telah dilakukan penelitian oleh L. Roidel Simarmata, untuk melakukan pembagian region gigi agar dapat melihat penyakit lain melalui gigi dengan cara mengklasifikasi citra gigi berbasis tekstur dengan filter gabor, didapatkan tingkat akurasi sebesar 88,3% [7] dan penelitian Shinta Puspasari, yang melakukan klasifikasi bentuk lengkung gigi menggunakan algoritma propagasi balik berdasarkan fitur tekstur pada citra digital, didapatkan tingkat akurasi sebesar 66% [10].

Sebelumnya juga telah dilakukan penelitian tentang ekstraksi ciri oleh Riekal Fahmi tentang analisis ekstraksi ciri tekstur gray level difference method dan metode naive bayes untuk mengindentifikasi penyakit lidah manusia, didapatkan tingkat akurasi sebesar 81,1% [3] dan

penelitian Ariantoko Kusmian tentang implementasi algoritma naïve bayes untuk klasifikasi citra berdasarkan ekstraksi ciri tekstur dengan metode matriks kookurensi, didapatkan tingkat akurasi sebesar 96% [2] yang membuktikan bahwa metode matriks co-occurrence dapat mengekstraksi ciri tekstur citra dengan baik. Maka pada penelitian ini akan menggunakan metode Naïve Bayes untuk mengenali dengan mengklasifikasikan kelainan ukuran dan bentuk pada gigi melalui tekstur pada citra gigi. Metode Grey Level Co-occurrence Matrix digunakan sebagai ekstraksi ciri untuk analisis tekstur pada citra gigi.

Berdasarkan permasalahan di atas, pada penelitian ini akan mengidentifikasi kelainan gigi berdasarkan ukuran dan bentuk gigi yang dapat dideteksi melalui tekstur citra gigi dengan cara mengklasifikasikan kelainan gigi dan menggunakan metode yang berbeda. Maka penelitian ini akan mengimplementasikan metode GLCM dan naive bayes untuk mendeteksi kelainan gigi berdasarkan bentuk dan ukuran pada tekstur citra gigi. Oleh karena itu penulis mengambil topik "Implementasi Klasifikasi Citra Berdasarkan Ekstraksi Ciri Untuk Mendeteksi Kelainan Gigi Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Metode Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM)".

1.1 Rumusan Masalah

Berdasarkan pendahuluan yang telah dijelaskan, maka penelitian ini merumuskan masalah yang akan dibahas yaitu :

1. Bagaimana menerapkan metode Naïve Bayes dan metode Grey Level Co-occurrence Matrix kedalam suatu aplikasi untuk mendeteksi tiga kelas kelainan pada gigi.
2. Bagaimana tingkat akurasi metode Naïve Bayes dan metode Grey Level Co-occurrence Matrix untuk mendeteksi tiga kelas kelainan pada gigi.

1.2 Maksud dan Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diteliti, maka maksud dari penulisan tugas akhir ini adalah untuk mengimplementasikan klasifikasi citra menggunakan metode Naive Bayes dan metode Grey Level Co-occurrence Matrix ke dalam suatu aplikasi untuk mendeteksi kelainan gigi.

Sedangkan tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui apakah metode Naive Bayes dan metode Grey Level Co-occurrence Matrix dapat digunakan dan efektif dalam mendeteksi kelainan pada gigi.
2. Mengetahui tingkat akurasi metode Naïve Bayes dan metode Grey Level Co-occurrence Matrix untuk mendeteksi kelainan pada gigi.

2. ISI PENELITIAN

2.1 Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*image processing*) adalah pemrosesan citra, khususnya dengan menggunakan komputer, menjadi citra yang kualitasnya menjadi lebih baik [1]. Pengolahan citra digital adalah salah satu cabang dari ilmu informatika yang berkutat untuk melakukan transformasi suatu citra atau gambar menjadi citra lain dengan menggunakan teknik tertentu [9]. Pengolahan citra banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti bidang pendidikan, kedokteran, industry dll.

2.2 Tekstur Citra

Tekstur adalah sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah (di dalam citra) yang cukup besar sehingga secara alami sifat-sifat tadi dapat berulang dalam daerah tersebut. Pengertian dari tekstur dalam hal ini adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital [5]. Untuk membentuk suatu tekstur setidaknya ada dua persyaratan yang harus dipenuhi antara lain :

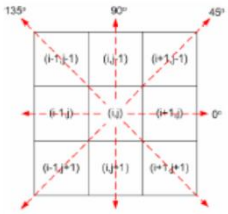
1. Terdiri dari satu atau lebih piksel yang membentuk pola-pola primitif (bagian-bagian terkecil). Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titk, garis lurus, garis lengkung, luasan dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah bentuk.
2. Munculnya pola-pola primitif yang berulang-ulang dengan interval jarak dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik perulangannya.

2.3 Analisis Tekstur

Analisis tekstur merupakan dasar dari berbagai macam aplikasi, aplikasi dari analisis tekstur antara lain: penginderaan jarak jauh, pencitraan medis, identifikasi kualitas suatu bahan (kayu, kulit, tekstil, dan lain-lain), dan juga berbagai macam aplikasi lainnya. Pada analisis citra, pengukuran tekstur dikategorikan menjadi lima kategori utama yaitu: statistis, struktural, geometri, model dasar, dan pengolahan sinyal. Pendekatan statistis mempertimbangkan bahwa intensitas dibangkitkan oleh medan acak dua dimensi, metode ini berdasar pada frekuensi frekuensi ruang. Contoh metode statistis adalah fungsi autokorelasi, Concurrency Matrix, transformasi Fourier, frekuensi tepi, run length dan metode satistis lainnya. Teknik struktural berkaitan dengan penyusunan bagian bagian terkecil suatu citra. Contoh metode struktural adalah model fraktal. Metode geometri berdasar atas perangkat geometri yang ada pada elemen tekstur. Contoh metode model dasar adalah medan acak. Sedangkan metode pengolahan sinyal adalah metode yang berdasarkan analisis frekuensi seperti transformasi Gabor dan transformasi wavelet [1].

2.4 Metode Cooccurrence Matrix

Metode Cooccurence Matrix adalah suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak d, dan dengan suatu sudut inklinasi θ. Dengan kata lain, matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya graylevel i dan j dari dua piksel yang terpisah pada jarak d dan sudut θ. (Ahmad U. , 2005) Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada Gambar(2).



Gambar 2 Hubungan ketetanggaan antar piksel sebagai fungsi orientasi dan jarak spasial

Dalam metode Matrik Co-occurrence Haralick dkk mengusulkan berbagai jenis ciri statistik tekstur yang dapat diekstraksi Beberapa di antaranya Antara lain adalah : Kontras(contrast), Homogenitas(homogeneity), Entropi (Entropy), Energi (Energy) dan Dissimilariti (Dissimilarity). Persamaan untuk fitur tersebut adalah sebagai berikut :

Kontras (*Contrast*)

Menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Hasil perhitungan kontras berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.

Kontras = $\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j).(i-j)^2$

Dimana:
i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.
p (i,j) adalah Probabilitas kolom(i,j).

Homogenitas (*Homogenity*)

Homogenitas yang menunjukkan kehomogenan citra berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga homogenitas yang besar.

Homogenitas = $\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j)/[1+(i-j)^2]$

Dimana:
i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.
p (i,j) adalah Probabilitas kolom(i,j).

Entropi (*Entropy*)

Entropi dapat menunjukkan ketidakteraturan ukuran bentuk, jika nilai Entropinya besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).

Entropi = $\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j).logP(i,j)$

Dimana:
i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.
p (i,j) adalah Probabilitas kolom(i,j).

Energi (*Energy*)

Energi menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks, dimana (i, j) menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

Energi = $\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j)^2$

Dimana:
i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.
p (i,j) adalah Probabilitas kolom(i,j).

Dissimilarity

Dissimilarity menyatakan ukuran ketidaksamaan derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur dalam citra.

Dissimilarity = $\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j).|i-j|$

Dimana:
i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan
p (i,j) adalah frekuensi relatif matriks dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi dapat didefinisikan sebagai pekerjaan yang melakukan pelatihan/pembelajaran terhadap fungsi target f yang memetakan setiap set atribut (fitur) x ke satu dari sejumlah label kelas y yang tersedia. Pekerjaan pelatihan tersebut akan menghasilkan suatu model yang kemudian disimpan sebagai memori[8].

Algoritma klasifikasi menggunakan data training untuk membuat sebuah model. Model yang sudah dibangun tersebut kemudian digunakan untuk memprediksi label kelas data baru yang belum diketahui.

2.5.1 Klasifikasi Naïve Bayes

Naïve bayes adalah Teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes [8].

1. Asumsi independensi (ketidaktergantungan) yang kuat (naif).
2. Model yang digunakan adalah "model fitur independen".

Naïve bayes adalah suatu metode pengklasifikasian paling sederhana dengan menggunakan peluang yang ada, dimana diasumsikan bahwa setiap variable X bersifat bebas (independence). Karena asumsi variabel tidak saling terikat, maka didapatkan persamaan sebagai berikut:

$$P(\mathrm{X} \mid \mathrm{Y}=\mathrm{y}) = \prod_{i=1}^{q} P(Xi|Y = y)$$

Data yang digunakan dapat bersifat kategorial (diskrit) maupun kontinyu. Karena hasil ekstraksi ciri citra merupakan data kontinyu berupa angka angka hasil pengukuran tingkat kontras, homogenitas, entropy, energy, dan dissimilarity pada ekstraksi ciri. Maka dari itu Untuk data kontinyu dapat diselesaikan dengan menggunakan langkah-langkah berikut.

Training :

1. Hitung rata-rata (mean) tiap fitur dalam dataset training dengan persamaan berikut.

   $\mu = \frac{\sum xi}{n}$

   Dimana:
   μ = mean
   n = banyaknya data
   Σxi = jumlah nilai data
2. Kemudian hitung nilai varian dari diat dataset training tersebut seperti pada persamaan berikut.

   $$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (Xi - \mu)^2$$

   Dimana:
   σ^2= varians
   μ= mean
   xi = nilai data
   n= banyaknya data

Testing :

1. Hitung probabilitas (Prior) tiap kelas yang ada dengan cara menghitung jumlah data tiap kelas dibagi jumlah total data secara keseluruhan.
2. Selanjutnya menghitung densitas probabilitasnya menggunakan persamaan nilai varians. Fungsi densitas mengekspresikan probabilitas relatif. Data dengan mean μ dan standar deviasi σ, fungsi densitas probabilitasnya adalah :

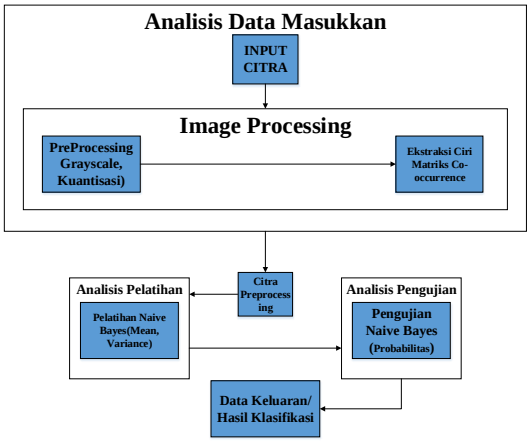
   $$\varphi_{\mu\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

   Dimana :
   x = data masukan
   π = 3,14
   σ= standar deviasi
   μ = mean
3. Setelah didapatkan nilai densitas probabilitasnya, selanjutnya menghitung posterior masing-masing kelas dengan menggunakan persamaan berikut.

   $$Posterior = \frac{P(Ci)\,x\,P(X1\ \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots Xn|Ci)}{P(X1\ \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots Xn|Ci)}$$
4. Nilai posterior terbesar adalah kelas yang sesuai.

2.6 Analisis Sistem Yang Akan Dibangun

Analisis proses yang akan dilakukan pada penelitian ini dibagi menjadi beberapa tahapan seperti: input citra gigi, proses pengolahan citra (Preprocessing), Ekstraksi ciri GLCM ,pengujian dengan metode klasifikasi Naive Bayes hingga menghasilkan data keluaran hasil klasifikasi. Berikut adalah tahapan analisis proses yang akan dilakukan dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Diagram Alur Proses

2.6.1 Analisis Data Masukkan

Data masukan pada analisis perhitungan pada penelitian ini berupa citra gigi dengan berbagai kelainan gigi dan akan melalui beberapa tahapan proses pengolahan citra, diantaranya adalah proses, grayscaling dan kuantisasi citra grayscale dan ekstraksi ciri. Berikut data masukan**:**



Gambar 4 Citra Gigi Latih 1 Berukuran 50x25 pixel

a. Grayscale
   Tahap pertama adalah mengubah citra mode RGB, menjadi grayscale. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan nilai pixel pada sebuah

citra.Rumus yang digunakan untuk proses greyscale adalah sebagai berikut :

$$X = (R+G+B)/3 \quad (1)$$

b. Kuantitasi

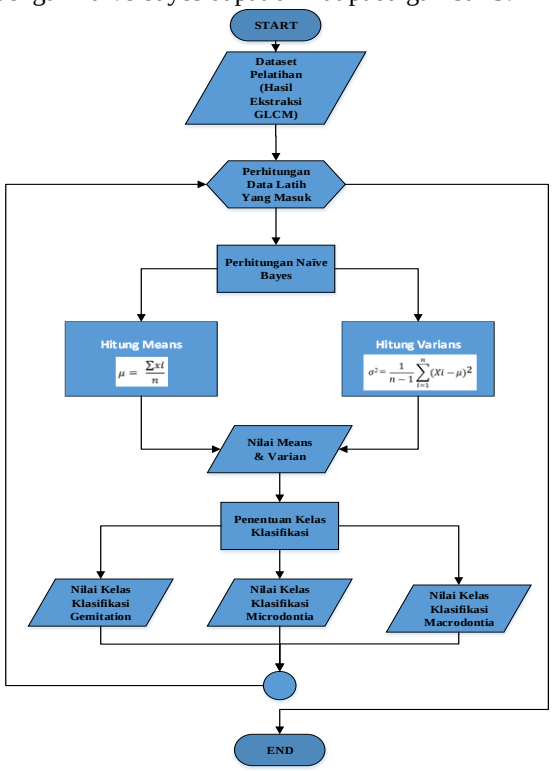
Selanjutnya akan dilakukan proses kuantisasi citra yang sudah melalui tahap greyscale, pada penelitian ini rentang nilai 0-255 diubah menjadi 0-50. Rumus yang digunakan untuk proses penskalaan citra grayscale nilai keabuan adalah dengan persamaan berikut:

$$Xb=int(X*(2n -1) / 255) \quad (2)$$

Setelah citra di konversi menjadi grayscale dan akan didapatkan matriks grayscale tersebut , matriks ini akan digunakan sebagai proses ekstraksi citra kookurensi. Gray Level Coocurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk mendapatkan nilai kandungan yang akan dijadikan sebagai data awal dan digunakan sebagai inputan dalam metode naïve bayes. Nilai keluaran yang akan didapatkan adalah kontras, homogenitas, entropi, energi, dan dissimilarity.

2.6.2 Analisis Pelatihan

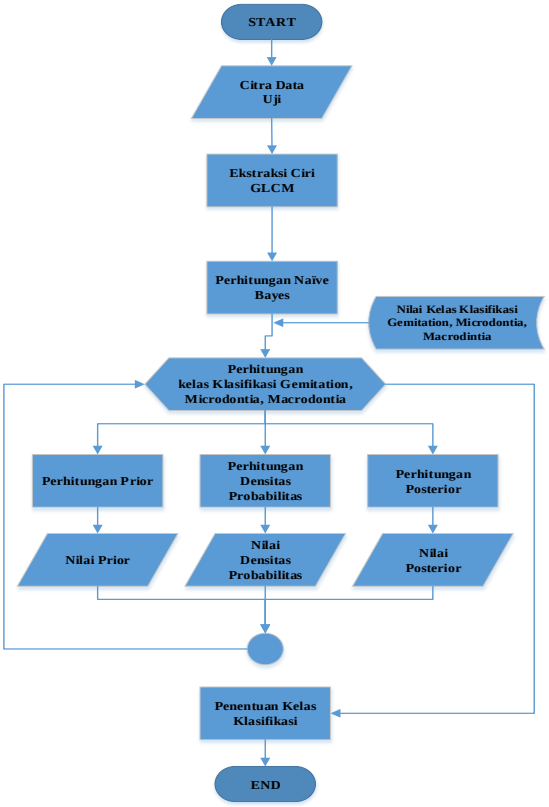
Pelatihan pada pelatihan ini dengan menggunakan metode naïve bayes, naïve bayes dilakukan untuk mendapatkan data latih, proses ini dilakukan dengan melakukan perhitungan nilai mean dan varians. Berikut adalah alur proses pelatihan dengan naïve bayes dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5 Alur Proses Pelatihan

2.6.3 Analisis Pengujian

Pengujian adalah tahapan pada proses klasifikasi berdasarkan tekstur citra, pada proses ini citra yang dimasukkan dapat dihasilkan nilai probabilitas terbesarnya. Berikut alur pengujian dengan metode naïve bayes dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Alur Proses Pengujian

2.6.3 Analisis Data Keluaran

Analisis data keluaran merupakan pencarian nilai terbesar terhadap nilai probabilitas yang didapatkan pada saat analisis pengujian. Alur proses data keluaran terdapat pada gambar 7.



Gambar 8 Alur Proses Data Keluaran

2.7 Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan 3 metode. Berikut adalah pengujian yang akan dilakukan :

1. Menguji citra yang termasuk dalam data training.
2. Menguji citra yang tidak termasuk dalam data training (data uji).
3. Menguji citra dengan menggunakan metode k-fold cross validation, Nilai k-fold yang digunakan adalah 2,3.

2.7.1Pengujian Dengan Metode 1 Menguji Citra Yang Termasuk Dalam Data Latih

Pengujian metode 1 dilakukan dengan menguji citra yang termasuk dalam data latih, pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat pengenalan terhadap citra yang sudah dilatih, data citra yang digunakan ada 60 buah citra yang terdiri dari 3 kelas, dengan masing masing kelas terdapat 20 citra.

Tabel 1 Confusion Matrix Pengujian Metode 1

Kelas		Prediksi				Akurasi
		Gemination	Macrodontia	Microdontia	Jumlah	
Target	Gemination	15	5	0	20	75%
	Macrodontia	9	10	1	20	45%
	Microdontia	10	3	7	20	50%
Rata-rata					60	56,6 %

2.7.2Pengujian Dengan Metode 2 Menguji Citra Yang Termasuk Dalam Data Latih

Pengujian dengan metode 2 dilakukan dengan menguji citra yang tidak termasuk dalam data latih, pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat pengenalan citra uji diluar data latih terhadap citra latih. Data citra latih yang digunakan ada 60 buah citra yang terdiri dari 3 kelas, dengan masing masing kelas terdapat 20 citra. Dan juga data citra uji yang digunakan ada 15 buah citra yang terdiri dari 3 kelas, dengan masing masing kelas terdapat 5 citra.

Tabel 2 Confusion Matrix Pengujian Metode 2

Kelas		Prediksi				Akurasi
		Gemination	Macrodontia	Microdontia	Jumlah	
Target	Gemination	4	1	0	5	80%
	Macrodontia	1	4	0	5	80%
	Microdontia	2	1	2	5	40%
Rata-rata					15	66,6 %

2.7.2Pengujian dengan menggunakan metode 3 Menguji citra dengan menggunakan metode k-fold cross validation

Pengujian metode 3 adalah menguji citra dengan menggunakan metode k-fold cross validation, Nilai k-fold yang digunakan adalah 2, 3.

Tabel 3 Confusion Matrix Rata Rata Hasil Pengujian K-Fold 2

Kelas		Prediksi				Akurasi
		Gemination	Macrodontia	Microdontia	Jumlah Citra	
Target	Gemination	18	6	1	25	72%
	Macrodontia	11	11	3	25	44%
	Microdontia	10	7	8	25	32%
Rata-rata					75	49,3 %

Tabel 4Confusion Matrix Rata Rata Hasil Pengujian K-Fold 3

Kelas		Prediksi				Akurasi
		Gemination	Macrodontia	Microdontia	Jumlah Citra	
Target	Gemination	18	6	1	25	72%
	Macrodontia	12	13	0	25	52%
	Microdontia	11	9	5	25	20%
Rata-rata						48%

2.8 Kesimpulan Pengujian

Berdasarkan hasil skenario pengujian 1 yaitu pengujian data uji yang sama dengan data latih, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode naïve bayes dapat mengklasifikasi dengan akurasi sebesar 56,6%. Berdasarkan sekenario pengujian 2 yaitu pengujian data uji yang tidak terdapat dalam data latih, metode naïve bayes dapat mengklasifikasi dengan akurasi sebesar 66,6%.

Berdasarkan sekenario pengujian 3 yaitu pengujian dengan menggunakan metode k-fold cross validation, metode naïve bayes dapat mengklasifikasi dengan rata rata akurasi sebesar 49,3% dengan nilai k adalah 2 dan 48% dengan nilai k adalah 3. Dari hasil pengujian, citra inputan yang memiliki tingkat kesalahan adalah Microdontia, sedangkan citra Geminasi dan Macrodontia dapat dikenali walaupun kurang baik. Hal ini dikarenakan citra microdontia memiliki nilai ekstraksi ciri yang hampir mendekati dengan probabilitas gemination dan macrodontia, sehingga melakukan kesalahan pendeteksian.

Dari hasil pengujian, keakuratan memiliki tingkat yang buruk, dikarenakan data ekstraksi ciri yang dihasilkan oleh matriks co-occurrence terhadap citra kelainan gigi memiliki tingkat kesamaan yang besar, sehingga proses pengenalan kurang berjalan dengan baik.

3. PENUTUP

3.1 Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Naïve bayes dapat melakukan klasifikasi citra kelainan gigi berdasarkan tekstur yang diekstraksi dengan metode matriks co-occurrence. Dikarenakan data hasil ekstraksi ciri matriks co-occurrence adalah berupa data continue, atau biasa disebut data nominal, sehingga saat proses klasifikasi data hasil ekstraksi ciri tersebut dapat langsung digunakan sebagai inputan dalam klasifikasi naïve bayes.
2. Berdasarkan hasil pengujian, kesimpulan yang didapatkan adalah naïve bayes dapat mengklasifikasi citra kelainan gigi, akan tetapi akurasinya kurang baik dikarenakan data hasil ekstraksi ciri tekstur kelainan gigi dengan metode matriks co-occurrence memiliki interval jarak yang berdekatan antar kelasnya. Sehingga klasifikasi naïve bayes kurang berjalan dengan baik saat melakukan klasifikasi.

3.2 Kesimpulan Pengujian

Dalam pembuatan Tugas Akhir ini, masih terdapat banyak kekurangan yang dapat diperbaiki untuk pengembangan berikutnya. Beberapa saran yang dapat diberikan adalah:

1. Mencoba meneliti dengan citra yang lebih homogen atau mencoba menggunakan citra x-ray, sehingga dapat meningkatkan keakuratan dari metode naïve bayes.
2. Menambahkan beberapa ekstraksi ciri lainya, seperti ekstraksi ciri warna, bentuk, dan lain sebagainya.
3. Untuk dapat membandingkan kinerja metode matriks co-occurrence sebagai ekstraksi ciri ini, dapat dibuat analisis tekstur dengan metode yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Ahmad, U. 2005 . *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemogramannya* .Yogyakarta: Graha Ilmu.

[2] Ariantoko Kusmian. 2014 ."*Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Citra Berdasarkan Ekstraksi Ciri Tekstur dengan Metode Matriks Kookurensi*" .Tugas Akhir Teknik Informatika. Universitas Komputer Indonesia . Bandung.

[3] Fahmi Riekal. 2016 . "*Analisis Gray Level Difference Method Dan Metode Naive Bayes Mengindentifikasi Penyakit Lidah Manusia".* Tugas Akhir Teknik Informatika. Universitas Komputer Indonesia . Bandung.

[4] George H. Fried, Ph.D, George J. Hademenos, Ph.D. 2005. *Schaum's Outlines Biologi* Edisi Kedua. Erlangga.

[5] Kadir, A. dan Susanto, A. . 2012. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra* . Yogyakarta: Andi Offset.

[6] Kahng Luke.2008.Understanding The Natural Tooth.Tersedia di https://www.dentalaegis.com/id/2008/05/esthetics-recreating-the-texture-shape-and-color-of-a-natural-tooth. [Diakses 26-12-2016].

[7] L, Roidel Simarmata1.2012. " *Klasifikasi Citra Gigi Berbasis Tekstur Dengan Filter Gabor*". Jurnal. Fakultas Teknologi Informasi. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Surabaya.Indonesia.

[8] Prasetyo, E. 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta : Andi.

[9] Purnama, Agus."*Operasi Pengolahan Citra Digital*". Tersedia di http://elektronika-dasar.web.id/operasi-pengolahan-citra-digital/ [Di akses 28 10 2016].

[10] Puspasari Shinta. 2013. "*Klasifikasi Bentuk Lengkung Gigi Menggunakan Algoritma Propagasi Balik Berdasarkan Fitur Tekstur Pada Citra Digital*". Tesis. Program Studi Teknik Informatika. STMIK Global. Palembang.