ANALISIS GRAY LEVEL DIFFERENCE METHOD DAN METODE NAÏVE BAYES MENGIDENTIFIKASI PENYAKIT LIDAH MANUSIA

Riekal Fahmi[1]

[1] Teknik Informatika – Univesitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur 112 - 114 Bandung
E-mail : Friekal@yahoo.com[1]

ABSTRAK

Lidah adalah kumpulan otot rangka pada bagian lantai mulut yang dapat membantu pencernaan makanan dengan mengunyah dan menelan. Lidah dikenal sebagai indera pengecap yang banyak memiliki struktur tunas pengecap. Jika lidah ini tak berfungsi, dengan sendirinya akan berpengaruh terhadap rasa makanan ataupun selera makan kita. Tidak berfungsinya lidah sebagaimana mestinya disebabkan adanya kelainan atau penyakit. Salah satu cara agar dapat membedakan ciri tersebut ialah dengan cara mengenali perbedaan tekstur pada citra Terdapat beberapa metode untuk memperoleh ciri-ciri tekstur dalam suatu citra, Salah satu metode untuk memperoleh ciri-ciri citra tekstur adalah Gray level difference atau bisa di singkat (GLDM). Ciri-ciri tekstur yang didapat dari metode ini diantaranya adalah kontras, Angular Singular Moment, energi, invers different moment dan Mean. Dari hasil ciri-ciri tersebut kemudian digunakan untuk klasifikasi dengan menggunakan Naïve Bayes yang menentukan hasil klasifikasi berdasarkan nilai probabilitas terbesar. Objek yang diuji adalah citra jenis Penyakit lidah manusia.

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut : naïve bayes dapat melakukan klasifikasi citra berdasarkan tekstur yang diekstraksi dengan metode matriks gldm. Dikarenakan data hasil ekstraksi ciri matriks gldm 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.

Berdasarkan hasil pengujian, kesimpulan yang didapatkan adalah naïve bayes dapat mengklasifikasi citra dengan baik, dikarenakan data hasil ekstraksi ciri tekstur penyakit dengan metode Gray level difference moment memiliki interval jarak yang berjauhan antar kelasnya. Sehingga klasifikasi naïve bayes dapat berjalan dengan baik saat melakukan klasifikasi 85%.

Kata kunci : tekstur citra, ekstraksi ciri, gldm matriks, klasifikasi naïve bayes

1. PENDAHULUAN

The tongue is a collection of skeletal muscle on the floor of the mouth that can help the digestion of food by chewing and swallowing. Aloe is known as the sense of taste buds that have more structure taster. If the tongue is not functioning, by itself will affect the taste of the food or our appetite. Malfunction of the tongue as it should be due to abnormalities or disease. One way to differentiate these traits is a way to recognize the difference of texture in the image are several methods to obtain the characteristics of texture in an image, one method for obtaining the characteristics of image texture is Gray level difference or can be short (GLDM)

Dalam mengklasifikasi dan mendeteksi suatu objek tingkat keakurasian sangatlah penting karena untuk menghasilkan suatu sistem klasifikasi dan pendeteksi suatu objek dibutuhkan keakuratan yang baik. Sebelumnya dilakukan penelitian oleh Eko S. (2009), Analisa tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses antara untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan ekstraksi ciri, yang dapat terbagi dalam tiga macam metode yaitu : Statistikal, Geometri, Model-Based. Pada penelitian ini digunakan metode ekstraksi ciri statistikal, metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Gray Level Difference Method* (GLDM). Terdapat beberapa jenis fitur yang dapat diekstraksi dari GLDM diantaranya adalah *contrast*, *angular second momen*t (ASM), *entropy*, *inverse difference moment* (IDM) dan mean. Pada gray level difference method, suatu peristiwa dari perbedaan mutlak dihitung antara sepasang derajat keabuan yang terpisah oleh jarak tertentu dengan arah tertentu. (Nicky M. Z., 2009) Maka akan dihasilkan sebuah kemungkinan dari kumpulan variable distribusi. Untuk metode klasifikasi yang digunakan Pada penelitian ini adalah naïve bayes, algoritma naive bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa

sebelumnya. Proses yang pertama adalah learning (training) yaitu proses pembelajaran menggunakan training set. Sebelumnya telah dilakukan penelitian oleh Sri K., (2009), naive bayes dapat digunakan untuk proses klasifikasi data kontinu dan menghasilkan total kinerja pengujian sebesar 93%. Naive bayes adalah salah satu metode klasifikasi yang menggunakan konsep probabilistik. Naive bayes merupakan algoritma klasifikasi yang sangat efektif dan efisien.

1.1 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka penelitian ini merumuskan masalah yang akan dibahas yaitu bagaimana menerapkan metode GLDM untuk ekstraksi citra dan algoritma naïve bayes untuk klasifikasi citra.

1.2 Maksud dan Tujuan

Maksud dari penelitian ini adalah mengimplementasikan algortima Naïve bayes untuk klasifikasi citra berdasarkan ekstraksi ciri tekstur dengan Gray level difference method.

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Untuk mengetahui Gray level difference method bisa dikombinasikan dengan metode klasifikasi naïve bayes sehingga dapat citra digital berdasarkan tekstur untuk mengetahui apakah metode ini dapat digunakan untuk identifikasi penyakit lidah.
2. Untuk mengetahui tingkat keakuratan identifikasi penyakit lidah.

2. ISI PENELITIAN

2.1 Kecerdasan buatan

Kecerdasan buatan (*Artificial inteligence*) adalah salah satu cabang ilmu pengetahuan yang berhubungan dengan pemanfaatan mesin untuk memecahkan persoalan yang rumit dengan cara yang lebih manusiawi. Hal ini biasanya dilakukan dengan mengikuti/mencontoh karakteristik dan analogi berpikir dari kecerdasan manusia, dan menerapkannya sebagai algoritma yang dikenal oleh komputer.

Kecerdasan buatan dapat digunakan untuk menganalisis pemandangan dalam citra dengan perhitungan simbol-simbol yang mewakili isi pemandangan tersebut setelah citra diolah untuk memperoleh ciri khas. Kecerdasan buatan bisa dilihat sebagai tiga kesatuan yang terpadu yaitu persepsi, pengertian dan aksi. Persepsi menerjemahkan sinyal dari dunia nyata dalam citra menjadi simbol-simbol yang lebih sederhana, pengertian memanipulasi simbol-simbol tadi untuk memudahkan penggalian suatu informasi tertentu, dan aksi menerjemahkan simbol-simbol yang telah dimanipulasi menjadi sinyal lain yang dapat merupakan hasil akhir atau hasil antara sesuai dengan keperluan (Ahmad U, 2005).

2.2 Tekstur

Secara umum tekstur mengacu pada repetisi elemen-elemen tekstur dasar yang sering disebut primitif atau texel (texture element). Suatu texel terdiri dari beberapa pixel dengan aturan posisi bersifat periodik, kuasiperiodik, atau acak (Ahmad U. , 2005).

Syarat-syarat terbentuknya tekstur setidaknya ada dua, yaitu :

1. Adanya pola-pola primitif yang terdiri dari satu atau lebih pixel. Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, luasan dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah bentuk.
2. Pola-pola primitif tadi muncul berulang-ulang dengan interval jarak dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik pengulangannya.



Gambar 1 Contoh tekstur dari VisTex Database

Suatu citra memberikan interpretasi tekstur yang berbeda apabila dilihat dengan jarak dan sudut yang berbeda. Manusia memandang tekstur berdasarkan deskripsi yang bersifat acak, seperti halus, kasar, teratur, tidak teratur, dan sebagainya. Hal ini merupakan deskripsi yang tidak tepat dan non-kuantitatif, sehingga diperlukan adanya suatu deskripsi yang kuantitatif (matematis) untuk memudahkan analisis (Ahmad U. , 2005).

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, cooccurence Matrix, transformasi Fourier, frekuensi tepi, gdlm dan lainya. 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 (Ahmad U. , 2005).

2.3.1 Gray Level Difference Method

Pada gray level difference method atau biasa disingkat dengan GLDM, peristiwa dari perbedaan mutlak dihitung antara sepasang derajat keabuan yang terpisah oleh jarak tertentu dengan arah tertentu. Maka akan dihasilkan sebuah kemungkinan dari kumpulan variable distribusi
Jika terdapat derajat keabuan m, "probability density function" adalah vektor berdimensi m yang mana komponen ke 1 adalah probabilitas bahwa (i, j) akan memiliki nilai i. analisa tekstur dengan menggunakan GLDM (gray level difference method). Data- data yang diambil meliputi semua features yang telah ditentukan. Fitur-fitur dalam menentukan data adalah Contrast, Angular Second Moment (ASM), Entropy, Inverse Difference Moment (IDM) dan Mean (Nicky M. Z., 2009). Orientasi dibentuk dengan empat arah pergeseran dengan interval 45^0, yaitu 0^0, 45^0, 90^0, dan 135^0.

Dimana varibel-variabel tersebut akan digunakan untuk mencari nilai dari atribut-atribut tekstur sebagai berikut:

1. *kontras*

   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.

2. *Angular Singular Moment*

   ASM yang menunjukkan kesamaan citra berderajat keabuan sejenis. Citra akan memiliki harga kesamaan yang besar.

3. *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).

4. *Invers Different Moment*

   Idm menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks,.

5. *Mean*

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

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan yang melakukan penilaian terhadap suatu obyek data untuk masuk dalam suatu kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. (Prasetyo, 2012).
Ada dua pekerjaan utama:

1. Pembangunan model sebagai prototype untuk disimpan sebagai memori
2. Menggunakan model tersebut untuk melakukan pengenalan/klasifikasi/prediksi pada suatu obyek data lain masuk pada kelas mana

2.4.1 Klasifikasi naïve bayes

Naïve bayes adalah Teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes (Prasetyo, 2012)

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

Independensi yang kuat pada fitur adalah bahwa sebuah fitur pada sebuah data ***tidak ada kaitannya*** dengan ***adanya*** atau ***tidak adanya fitur yang lain*** dalam data yang sama

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 (7).

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

Data yang digunakan dapat bersifat kategorial (diskrit) maupun kontinyu. Namun, pada tugas akhir ini akan digunakan data 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 :

Hitung rata-rata (*mean*) tiap fitur dalam dataset training dengan persamaan

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

Dimana:
μ = mean
n = banyaknya data
$\sum x_i$ = jumlah nilai data

Kemudian hitung nilai varian dari diat dataset training tersebut seperti pada persamaan

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

Dimana:
σ^2= varians
μ= mean
x_i = 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 (10). 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

$$Posterior = \frac{P(C_i)x\ P(X1 \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots Xn|C_i)}{P(X1 \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots Xn|C_i)}$$

atau bisa ditulis

$$posterior = \frac{prior\ x\ likehood}{evidnce}$$

Mencari nilai Evidence :

Evidence = (P(Rhomboid glossitis) . P(Kontras | Rhomboid glossitis) . P(ASM | Rhomboid glossitis). P(Entropy | Rhomboid glossitis). P(IDM | Rhomboid glossitis). P(mean | Rhomboid glossitis)) + (P(Geographic tongue) . P(Kontras | Geographic tongue) . P(ASM | Geographic tongue). P(Entropy | geographic tongue). P(IDM | geographic tongue). P(mean | geographic tongue))

Setelah didapat nilai evidence, selanjutnya mencari nilai posterior terbesar:

Posterior P(Rhomboid glossitis) . P(Kontras | Rhomboid glossitis) . P(ASM | Rhomboid glossitis). P(Entropy | Rhomboid glossitis). P(IDM | Rhomboid glossitis). P(mean | Rhomboid glossitis) / Evidence

4. Nilai posterior terbesar adalah kelas yang sesuai.

2.5 Metode pengujian keakurasian

Pada penelitian ini, rencana pengujian dilakukan dengan beberapa skenario, berikut adalah skenario yang telah dipersiapkan :

1. Menguji citra yang dijadikan data latih.
2. Menguji citra yang tidak termasuk data latih.
3. Menguji pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi dan waktu.

1. Menguji citra yang dijadikan data latih.

Metode pengujian ini menggunakan data yang telah di training, dengan kata lain, data training dan data uji adalah data yang sama

2. Supplied set test

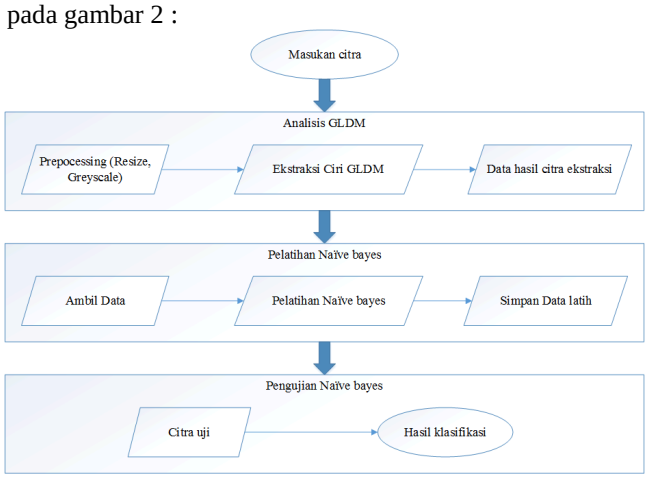
Metode pengujian ini menggunakan data yang berbeda, dengan kata lain, data training berbeda dengan data yang akan diujikan

3. Pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi

Pengujian skenario 3 dilakukan untuk menguji pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi, pengujian ini dilakukan dengan mengubah perbandingan antara data latih dan data uji

2.6 Analisis Proses

Analisis proses yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah analisis dalam melakukan klasifikasi citra berdasarkan tekstur. Tahapan-tahapan proses kerja dalam melakukan klasifikasi mulai dari data masukan sampai data keluaran. Berikut adalah tahapan analisis proses yang akan dilakukan dan untuk alur analisis proses dapat dilihat pada gambar 2 :



Gambar 2 Diagram alur analisis proses

Berikut penjelasan dari tiap tahapannya adalah sebagai berikut :

1. Masukan citra Lidah

   Merupakan langkah pengambilan data citra pada media masukan ke dalam sistem. Citra masukan berupa file gambar yang didalamnya mengandung objek lidah yang diambil menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas lalu kemudian di *scan*.

2. Pengolahan citra

   Pada tahap ini citra yang dimasukan akan di*resize* menjadi 32x32 piksel, di *grayscale* menjadi keabu-abuan untuk mendapatkan nilai matriks *grayscale*. Setelah didapat matriks grayscale kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri gldm dan memberi nama klasifikasi setelah didapat nilai fitur rata-rata gldm.

3. Pelatihan naïve bayes

   Tahap pelatihan pada naïve bayes yaitu mengambil data yang telah diberi nama klasifikasi dan memiliki nilai rata-rata fitur gldm untuk dihitung dan mencari nilai mean dan varian. Setelah didapat nilai mean dan varian data latih disimpan ke database.

4. Pengujian naïve bayes

   Pada proses pengujian naïve bayes, masukan citra yang akan diujikan. Citra yang dimasukan akan diproses untuk mencari nilai densitas probabilitas dan mencari nilai posterior terbesar. Setelah didapat nilai posterior terbesar maka diketahui hasil klasifikasi dari citra uji.

2.6.1 Analisis Data masukan

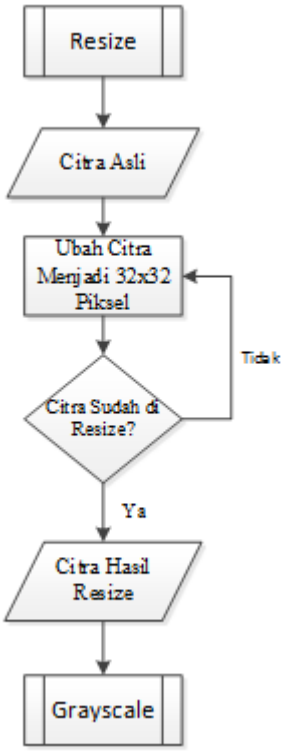
Dalam penelitian ini, yang pertama akan dilakukan adalah analisis data masukan. Analisis data masukan dilakukan untuk mendapatkan sebuah nilai inputan yang nantinya dapat digunakan untuk proses klasifikasi dalam metode naïve bayes. Dalam penelitian ini, data masukan merupakan sebuah citra, yang akan dicari kandungan nilainya dengan menggunakan metode ekstraksi ciri matrix gldm, nilai keluaran yang akan didapatkan adalah Kontras, ASM, Entropi, IDM, dan Mean. Nilai-nilai tersebut akan dijadikan sebagai data awal yang akan digunakan sebagai inputan dalam metode naïve bayes. Tahapan-tahapan yang akan dilakukan pada analisis data masukan adalah preprocessing yaitu dengan melakukan resize dan grayscale citra. Setelah melakukan preprocessing, maka dilakukan ekstraksi ciri dengan metode matriks gldm untuk mendapatkan nilai fitur dari citra tersebut.

2.6.1.1 Preprocessing

Pada peneltian ini, preprocessing dilakukan untuk memudahkan mendapatkan nilai ekstraksi ciri. Preprocessing yang akan dilakukan adalah resize, grayscale, dan kuantisasi citra. Berikut alur proses dari preprocessing :

2.6.1.1.1 Resize

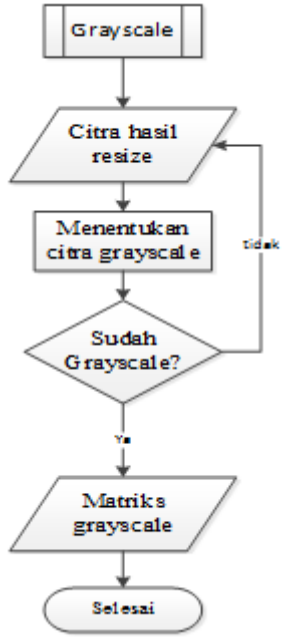
Resize adalah tahap pertama dari preprocessing. Resize dilakukan untuk mempercepat dan memudahkan proses perhitungan. Berikut alur proses dari resizeing :



Gambar 3 alur proses resize

2.6.1.1.2 Grayscale

Grayscale merupakan proses untuk mengubah warna menjadi keabu-abuan. Dengan mengubah nilai RGB setiap piksel gambar menjadi satu nilai yang sama sehingga setiap piksel memiliki nilai yang sama untuk ketiga unsur warna serta didapatkan nilai matriks grayscale. Berikut alur dari proses grayscale :



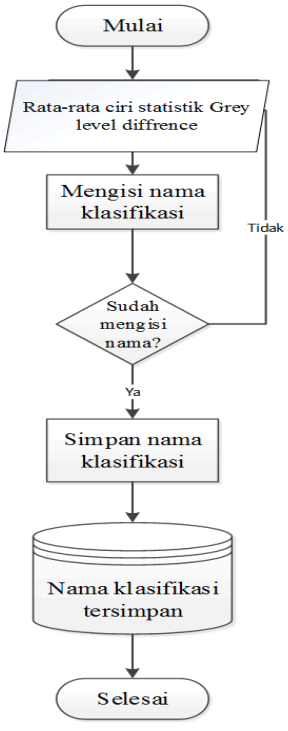
Gambar 4 alur proses greyscale

2.6.1.2 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah proses untuk mendaptkan ciri utama yang terdapat pada citra, citra yang telah di grayscale akan menghasilkan matriks grayscale ynag telah di kuantisasi, matriks tersebutlah yang akan digunakan pada tahap ini. Tahap ini akan menghitung 5 nilai statistik dari gldm yaitu Kontras, ASM, Entropi, IDM dan Mean dengan sudut simetri 0, 45, 90 dan 135 . Setelah didapatkan semua nilai dari sudut akan dirata-ratakan. Berikut alur proses dari ekstraksi ciri.

2.6.1.3 Nama klasifikasi

Nama klasifikasi digunakan untuk menentukan nama klasifikasi yang telah didapatkan nilai rata-rata statistik dari ekstraksi ciri gldm. Berikut alur proses dari nama klasifikasi:



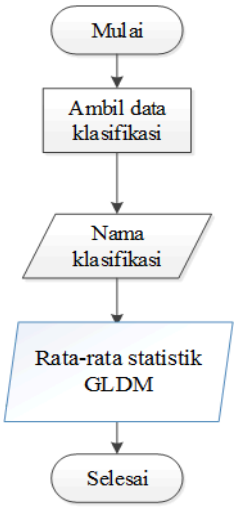
Gambar 5 alur proses nama klasifikasi

2.6.2 Analisis Pelatihan Naïve Bayes

Pelatihan naïve bayes dilakukan untuk mendapatkan data latih, proses ini dilakukan menjadi 3 tahap yaitu ambil data, latih data dan simpan data. Tahapan-tahapan tersebut akan dijelaskan sebagai berikut :

2.6.2.1 Ambil Data

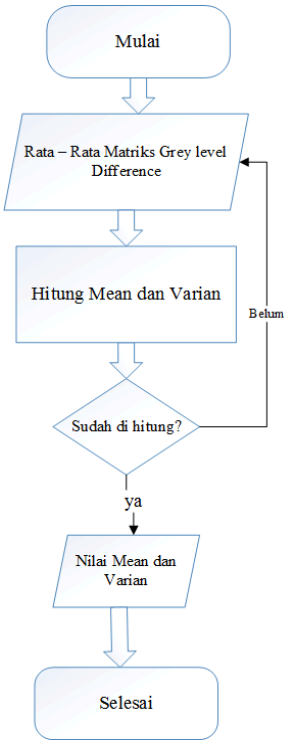
Ambil data berfungsi sebagai pengambilan data yang telah disimpan sebelumnya. Berikut alur proses dari ambil data:



Gambar 6 proses ambil data

1.6.2.2 Pelatihan naïve bayes

Proses pelatihan dengan naïve bayes dilakukan dengan melakukan perhitungan nilai mean dan varians. Berikut adalah alur proses pelatihan dengan naïve bayes:



Gambar 7 alur proses pelatihan

1.6.3 Pengujian Naïve Bayes



Gambar 8 pengujian naïve bayes

2.7 Pengujian

Pengujian algoritma ini bertujuan untuk mengetahui performansi dari metode gldm dan naïve bayes untuk klasifikasi citra. Pengujian pada penelitian ini adalah untuk mengukur tingkat keakuratan dan waktu yang dibutuhkaan untuk proses klasifikasi citra dengan beberapa skenario yang telah dipersiapkan, untuk mengukur tingkat keakuratan menggunakan metode confusion matrix.

Kelas		Hasil Klasifikasi		Persentase
		A	B	
Target Pemilik	Rhomboid	4	01	80%
	Geographic	0	5	100%

Tabel 1 Confusion matrix

Untuk menghitung akurasinya digunakan formula :

$$\frac{5}{5} X\ 100 = 100\%$$

2.7.1 Rencana Pengujian

Pada penelitian ini, rencana pengujian dilakukan dengan beberapa skenario, berikut adalah skenario yang telah dipersiapkan :

1. Menguji citra yang dijadikan data latih.
2. Menguji citra yang tidak termasuk data latih.
3. Menguji pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi dan waktu.

2.7.1.1 Pengujian Skenario 1

Skenario 1 dilakukan dilakukan untuk mengetahui keakurasian dalam mengenali pola-pola yang telah dilatihkan kepadanya. Jika dapat mengenali masing-masing citra secara sempurna, maka Metode berfungsi dengan baik data citra yang dijadikan sebagai data latih dan juga akan dijadikan datauji dan memiliki rata-rata tingkat akurasi 85%.

2.7.1.2 Pengujian scenario 2

Pengujian skenario 2 dilakukan dengan menguji citra yang tidak termasuk dalam data latih, pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat pengenalan citra diluar data latih. Pada pengujian skenario 2 didapat kesimpulan yaitu untuk citra yang belum dilatih rata-rata tingkat akurasinya adalah kurang dari 85%. Berikut adalah hasil pengujian skenario 2

3. PENUTUP

3.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian, analisis pengolahan citra, pelatihan dan pengujian metode gldm dan Naïve bayes untuk klasifikasi citra berdasarkan tekstur ini, didapatkan kesimpulan yaitu :

1. Algoritma naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra lidah berdasarkan hasil ekstraksi citra digital metode gldm.

2. Algoritman naïve bayes dapat melakukan klasifikasi citra berdasarkan tekstur yang diekstraksi dengan metode gldm. Dikarenakan data hasil ekstraksi ciri ini adalah berupa data continue, atau biasa disebut data nominal, sehingga saat proses klasifikasi data hasil ekstraksi ciri tersebut dapat langsung digunakan sebagai masukan dalam klasifikasi naïve bayes dan mempunyai nilai akurasi hampir 85%.

3.2 Saran

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

1. Data citra masuka diambil berdasarkan pemilihan data hasil riset kedokteran.
2. Untuk dapat mengklasifikasi berbagai citra masukan sebaiknya menggunakan data latih yang banyak agar mendapatkan nilai presentase yang lebih tinggi.
3. Melakukan penelitian klasifikasi citra dengan menggunakan algoritma klasifikasi yang lain, seperti menggunakan SVM, jaringan syaraf tiruan dan lain-lainya agar dapat dibandingkan hasil keakuratan dan kecepatan prosesnya.

DAFTAR PUSTAKA

1. Achmad U., 2005. Pengolahan Citra Digital & Teknik Pemrogramanya, Yogyakarta: Graha Ilmu.
2. Achmad S., 2010. MySql dari Pemula Hingga Mahir. Jakarta: Achmatim.
3. Asbaugh R., 1999. Ridgeology. *Journal of Forensic Identification*, Royal Canadian Mounted Police, Canada
4. Anik A., 2013. Sistem Pedukung Keputusan Berbasis Decision Tree Dalam Pemberian Beasiswa Studi Kasus:AMIK BSI YOGYAKARTA, Tugas Amik BSI Jakarta, Jakarta Selatan.
5. Eko S., 2009. Klasifikasi Sidik Jari dengan Menggunakan Metode Wavelet Symlet. Jurnal Informatika Volume 5 No 2, Universitas Kristen Satya Wacana, Diponegoro.
6. George Laskaris, D.D.S., M.D., 1994. *Color atlas of Oral Diseases*. Thieme Medical Publisher, inc. NY.
7. Hartanto B., 2008. *Memahami Visual C#.Net Secara Mudah.* Pertama, Yogyakarta: Andi.
8. Herry Beng Koestanto, 2012. Analisis penyakit melalui lidah, Jurnal kedokteran gigi Indonesia, Jakarta.
9. Munir R., 2002. Pengolahan Citra Digital. Bandung: Informatika.
10. Nicky M. Z., 2009. Analisis Tekstur Parket Kayu Jati Dengan Menggunakan Metode Statistikal Gray Level Difference Method, *Tugas akhir teknik informatika*, Universitas Gunadarma.
11. Nugroho A., 2005. Pemodelan Berorientasi Objek, Bandung: Informatika.
12. Pedersen, 1988. Oral Surgery 1st Edition, Philadelphia PA: EGC
13. Pressman S. R., 2010. Rekayasa Perangkat Lunak. Yogyakarta: Andi.
14. Sri K., 2009. Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naïve Bayesian Clasification. *Tugas Akhir Teknik Informatika*, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
15. Sutopo A. H. dan Masya F., 2005. Pemograman Berorientasi Objek, Yogyakarta: Graha Ilmu.