PENERAPAN METODE RUN-LENGTH DAN ALGORITMA SIMPLE NAIVE BAYES UNTUK IDENTIFIKASI SIDIK JARI

Heri Yulianto Sugandi[1]

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

ABSTRAK

Salah satu cara untuk mengenali citra adalah dengan membedakan tekstur citra tersebut. Citra dikatakan memiliki tekstur apabila pola citra terjadi secara berulang-ulang memenuhi semua bidang citra. Citra yang berbeda memiliki ciri-ciri yang berbeda. Ciri-ciri inilah yang menjadi dasar dalam klasifikasi citra berdasarkan tekstur. Terdapat beberapa metode untuk memperoleh ciri-ciri tekstur dalam suatu citra, Salah satu metode untuk memperoleh ciri-ciri citra tekstur adalah matriks run-length. Ciri-ciri tekstur yang didapat dari metode matriks run-length diantaranya adalah SRE(*short run emphasis*), LRE(*long run emphasis*), GLU(*grey level uniformity*), RLU(*run length uniformity*) dan RPC(*run percentage*). 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 sidik jari.

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut : naïve bayes dapat melakukan klasifikasi citra berdasarkan tekstur yang diekstraksi dengan metode matriks run-length. Dikarenakan data hasil ekstraksi ciri matriks run-length 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 Algoritma naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra digital sidik jari berdasarkan hasil ekstraksi citra digital metode run-length dan menghasilkan tingkat keakurasian 99,8%. , dikarenakan data hasil ekstraksi ciri tekstur sidik jari dengan metode matriks run-length memiliki interval jarak yang berjauhan antar kelasnya. Sehingga klasifikasi naïve bayes dapat berjalan dengan baik saat melakukan klasifikasi.

Kata kunci : tekstur citra, ekstraksi ciri, run-length matriks, klasifikasi naïve bayes

1. PENDAHULUAN

Sidik jari (*fingerprint*) adalah hasil reproduksi tapak jari baik yang sengaja diambil, dicapkan dengan tinta, maupun bekas yang ditinggalkan pada benda karena pernah tersentuh kulit telapak tangan atau kaki. Identifikasi sidik jari dikenal dengan ilmu daktiloskopi yang mempelajari sidik jari untuk keperluan pengenalan kembali identitas seseorang dengan cara mengamati garis yang terdapat pada guratan garis jari tangan dan telapak kaki (Ashbaugh R, 1991). Karena tekstur sidik jari pada setiap orang memiliki ciri khas yang berbeda antara satu orang dengan orang lain, perbedaan pola dari sidik jari tersebut digunakan sebagai alat identifikasi.

Dalam mengklasifikasi dan mendeteksi suatu objek tingkat keakurasian sangatlah penting karena untuk menghasilkan suatu sistem klasifikasi dan pendeteksi suatu objek dibutuhkan keakurasian yang baik. Sebelumnya dilakukan penelitian oleh Eko Sediyono (2009), untuk proses klasifikasi citra sidik jari menggunakan metode ekstraksi ciri wavelet symlet mampu menghasilkan ketepatan mencapai 80%. Transformasi wavelet digunakan sebagai analisis tekstur yang merupakan inputan pada sistem klasifikasi. Terjadinya kesalahan dalam pengklasifikasian ciri dapat terjadi dikarenakan oleh beberapa hal, diantaranya ialah, jempol sidik jari yang diambil dengan menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian di *scan* memberi pengaruh pada sketsa sidik jari yang terbentuk antara lain ketebalan tinta yang menempel terlalu tebal atau tipis, ukuran citra sidik jari yang beragam dan posisi sidik jari yang tidak tegak.

Berdasarkan fenomena yang ada, diperlukan penelitian lebih lanjut tentang identifikasi sidik jari untuk meningkatkan tingkat akurasi yang lebih baik lagi pada sistem. Pada penelitian ini metode yang digunakan sebagai proses ekstraksi citra adalah run-length dan algoritma naïve bayes untuk klasifikasi citra . Run-length adalah metode untuk memperoleh ciri-ciri citra tekstur menggunakan distribusi suatu pixel dengan intensitas yang sama secara berurutan dalam satu arah tertentu sebagai primitifnya. Masing-masing primitif didefinisikan atas panjang, arah, dan level keabuan. Ciri-ciri tekstur atau

parameter dari metode run-length adalah *short run emphasis* (SRE), *long run emphasis* (LRE), *grey level uniformity* (GLU), *run length uniformity* (RLU), *run percentage* (RPC) (Mita I, 2007). Metode run-length dapat menghasilkan suatu ciri-ciri berupa keseragaman, kerapatan, kekasaran, keteraturan, kelinieran, frekuensi, fase, keterarahan, ketidakteraturan, kehalusan, dan lain-lain. Hasil dari ekstraksi ciri digunakan untuk pengklasifikasian. Oleh karena itu proses ektraksi ciri yang dihasilkan dari metode run-length akan menghasilkan data kontinu yang akan di proses pada tahap selanjutnya yaitu tahap klasifikasi citra dengan menggunakan metode naïve bayes. Pada penelitian yang dilakukan Sri Kusumadewi (2009), naïve bayes dapat digunakan untuk proses klasifikasi data kontinu dan menghasilkan total kinerja pengujian sebesar 93%. Naïve bayes adalah salah satu metode klasifikasi yang menggunakan konsep probabilitas. Metode naïve bayes merupakan algoritma klasifikasi yang sangat efektif dan efisien.

Dari permasalahan dan solusi yang telah dijelaskan, penelitian skripsi ini akan mengklasifikasikan sidik jari berdasarkan tekstur sidik jari dengan menerapkan metode run length untuk proses ekstraksi citra dan metode naïve bayes untuk klasifikasi citra, diharapkan metode naïve bayes dapat mengklasifikasikan sidik jari berdasarkan tekstur dan mengukur tingkat keakuratan klasifikasinya.

1.1 Rumusan Masalah

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

1.2 Maksud dan Tujuan

Maksud dari penelitian skripsi ini adalah untuk mengimplementasikan metode naïve bayes untuk mengklasifikasikan citra sidik jari berdasarkan hasil ekstraksi citra digital.

Adapun tujuan yang akan dicapai pada penelitian skripsi ini adalah

1. Dapat mengklasifikasikan citra digital sidik jari berdasarkan tekstur sidik jari
2. Untuk mengetahui tingkat akurasinya.

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, run length 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 Metode Run-lenth

Grey level run length matrix yang biasa disingkat dengan GLRLM merupakan salah satu metode yang populer untuk mengekstrak tekstur sehingga diperoleh ciri statistik atau atribut yang terdapat dalam tekstur dengan mengestimasi piksel-piksel yang memiliki derajat keabuan yang sama. Ekstraksi tekstur dengan metode run-length dilakukan dengan membuat rangkaian pasangan nilai (*i*,*j*) pada setiap baris piksel. Perlu diketahui maksud dari run-length itu sendiri adalah jumlah piksel berurutan dalam arah tertentu yang memiliki derajat keabuan/nilai intensitas yang sama. Jika diketahui sebuah matriks run-length dengan elemen matriks *q* (*i, j* | θ) dimana i adalah derajat keabuan pada masing-masing piksel, j adalah nilai run-length, dan θ adalah orientasi arah pergeseran tertentu yang dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dengan empat arah pergeseran dengan interval 45^0, yaitu 0^0, 45^0, 90^0, dan 135^0.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Galloway (1975), terdapat beberapa jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks run-length. Berikut variabel-variabel yang terdapat di dari ekstraksi citra dengan menggunakan metode statistikal *Grey Level Run Length Matrix* :

i = nilai derajat keabuan
j = piksel yang berurutan (*run*)
M = Jumlah derajat keabuan pada sebuah gambar
N = Jumlah piksel berurutan pada sebuah gambar
r(j) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan banyak urutannya (*run length)*
g(i) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan nilai derajat keabuannya
s = Jumlah total nilai *run* yang dihasilkan pada arah tertentu
p(i,j) = himpunan matrik i dan j
n = jumlah baris * jumlah kolom.

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

1. *Short Run Emphasis* (SRE)

   SRE mengukur distribusi short run. SRE sangat tergantung pada banyaknya short run dan diharapkan bernilai besar pada tekstur halus.

$$SRE = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\frac{p(i,j)/s}{j2} = \sum_{j=1}^{n}\frac{r(j)/s}{j2}$$

2. *Long Run Emphasis* (LRE)

   LRE mengukur distribusi long run. LRE sangat bergantung pada banyaknya long run dan diharapkan bernilai besar pada tekstur kasar.

$$LRE = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} j2p(i,j)/s = \sum_{j=1}^{N} r(j)j2/s$$

3. *Grey Level Uniformity* (GLU)

   GLU mengukur persamaan nilai derajat keabuan seluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan serupa diseluruh citra.

$$GLU = \sum_{i=1}^{M}(\sum_{j=1}^{N} p(i,j))2/s = \sum_{i=1}^{M}\frac{g(i)2}{s}$$

4. *Run Length Uniformity* (RLU)

   RLU mengukur persamaan panjangnya run diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika panjangnya run serupa diseluruh citra.

$$RLU = \sum_{j=1}^{N}(\sum_{I=1}^{M} p(i,j))2/s = \sum_{J=1}^{N}\frac{r(j)2}{s}$$

5. *Run Percentage* (RPC)

   RPC mengukur kebersamaan dan distribusi run dari sebuah citra pada arah tertentu. RPC bernilai paling besar jika panjangnya run adalah 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu.

$$RP = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} p(i,j)/n = \sum_{j=1}^{N} r(j)/n$$

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

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

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

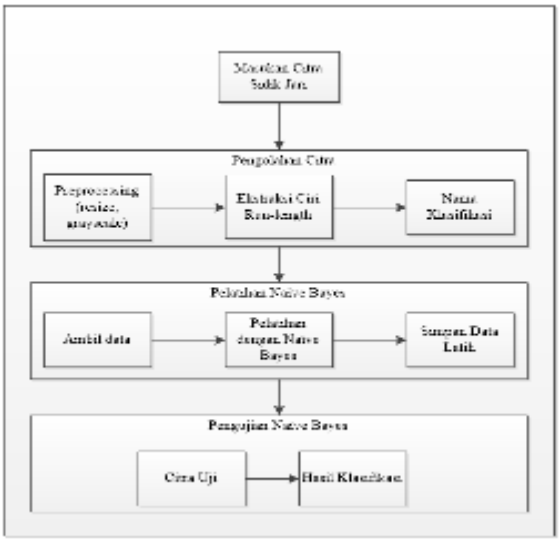
Pengujian skenario 3 dilakukan untuk menguji pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi, pengujian ini dilakukan dengan mengubah perbandingan antara data latih dan data uji

a) Perbandingan data uji 3:5
Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 3:5 untuk data pada setiap kelasnya yang berarti menggunakan 3 citra latih dan 5 citra uji

b) Perbandingan data uji 4:5
Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 4:5 untuk data pada setiap kelasnya yang berarti menggunakan 4 citra latih dan 5 citra 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 sidik jari

Merupakan langkah pengambilan data citra pada media masukan ke dalam sistem. Citra masukan berupa file gambar yang didalamnya mengandung objek sidik jari 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 run-length dan memberi nama klasifikasi setelah didapat nilai fitur rata-rata run-length.

3. Pelatihan naïve bayes

Tahap pelatihan pada naïve bayes yaitu mengambil data yang telah diberi nama klasifikasi dan memiliki nilai rata-rata fitur run-length 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 Run-length matrix, nilai keluaran yang akan didapatkan adalah SRE, LRE, GLU, RLU, dan RPC. 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 run-lrngth untuk mendapatkan nilai fitur dari citra tersebut.

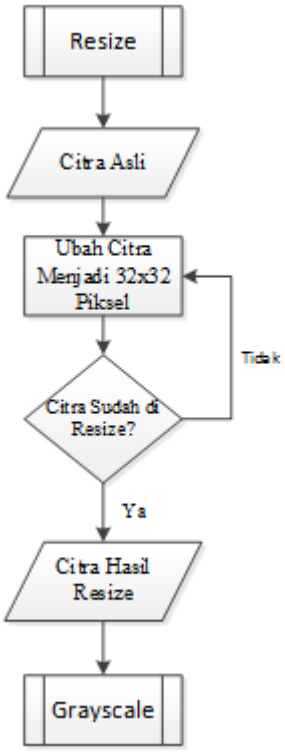
2.6.1.1 Preprocessing

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 :

Gambar 4. Alur preprocessing

2.6.1.1.1 Resize

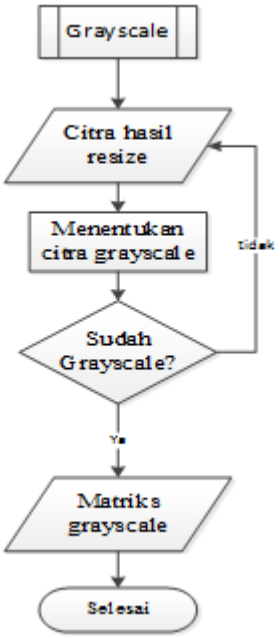
Resize adalah tahap pertama dari preprocessing. Resize dilakukan untuk mempercepat dan memudahkan proses perhitungan. Berikut alur proses dari resizeing :



Gambar 3 alur proses resize

2.6.1.1.2 Grayscale

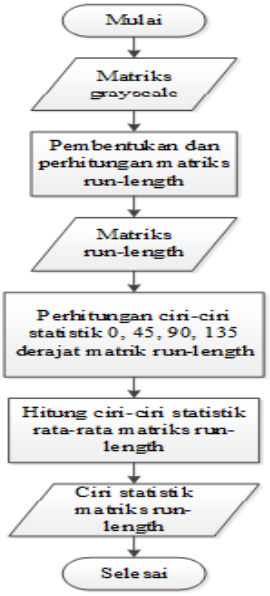
Grayscale merupakan proses untuk mengubah warna menjadi keabu-abuan. Dengan mengubah nilai RGB setiap piksel gambar menjadi satu nilai yang sama sehingga setiap piksel memiliki nilai yang sama untuk ketiga unsur warna serta didapatkan nilai matriks grayscale. Berikut alur dari proses grayscale :



Gambar 4 alur proses greyscale

2.6.1.2 Ekstraksi Ciri

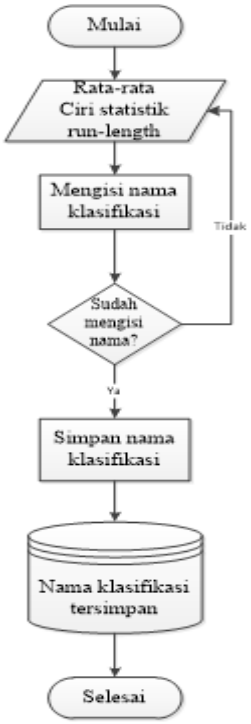
Ekstraksi ciri adalah proses untuk mendaptkan ciri utama yang terdapat pada citra, citra yang telah di grayscale akan menghasilkan matriks grayscale ynag telah di kuantisasi, matriks tersebutlah yang akan digunakan pada tahap ini. Tahap ini akan menghitung 5 nilai statistik dari run length yaitu SRE, LRE, GLU, RLU dan RPC dengan sudut simetri 0, 45, 90 dan 135 . Setelah didapatkan semua nilai dari sudut akan dirata-ratakan. Berikut alur proses dari ekstrak
si ciri :



Gambar 5 alur proses 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 run-length. Berikut alur proses dari nama klasifikasi:



Gambar 6 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 7 proses ambil data

2.6.2.2 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 8 alur proses pelatihan

2.6.3 Pengujian Naïve Bayes



Gambar 8 pengujian naïve bayes

2.7 Pengujian

Pengujian algoritma ini bertujuan untuk mengetahui performansi dari metode run-length 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	Sidik jari Adit	4	01	80%
	Sidik Jari Ali	0	5	100%

Tabel 1 Confusion matrix

Untuk menghitung akurasinya digunakan formula :

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

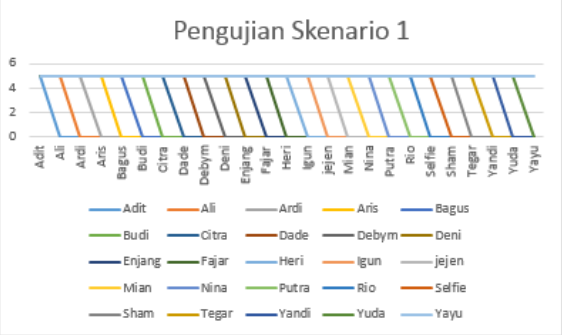
2.7.1 Rencana Pengujian

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

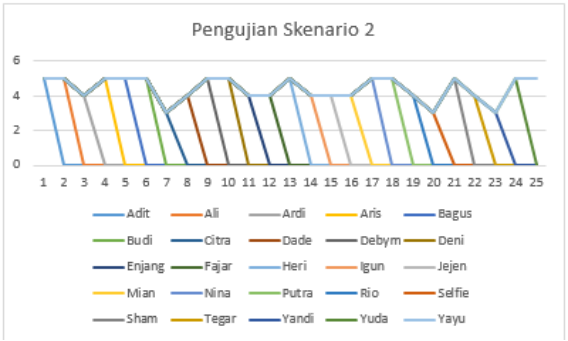
Skenario 1 dilakukan dilakukan untuk mengetahui keakurasian dalam mengenali pola-pola yang telah dilatihkan kepadanya. Jika naïve bayes dapat mengenali masing-masing citra secara sempurna, maka naive bayes berfungsi secara baik. Pada pengujian skenario 1 didapat kesimpulan yaitu pengujian klasifikasi citra berdasarkan tekstur dengan menggunakan data citra yang telah dilatih memiliki rata-rata tingkat akurasi 99,88%. Berikut adalah hasil pengujian skenario 1



Gambar 9 pengujian scenario 1

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 78,63%. Berikut adalah hasil pengujian skenario 2



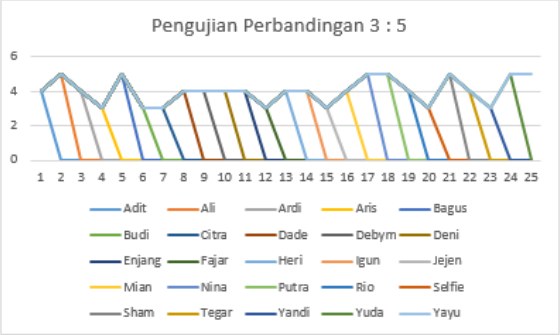
Gambar 9 pengujian scenario 2

2.7.1.3 Pengujian Skenario 3

Pengujian skenario 3 dilakukan untuk menguji pengaruh jumlah data latih terhadapa akurasi, pengujian ini dilakukan dengan mengubah perbandingan antara data latih dan data uji. Perbandingan data latih dan data uji yang akan digunakan adalah perbandingan 3:5 dan 4:5.

2.7.1.3.1 Pengaruh data uji 3:5

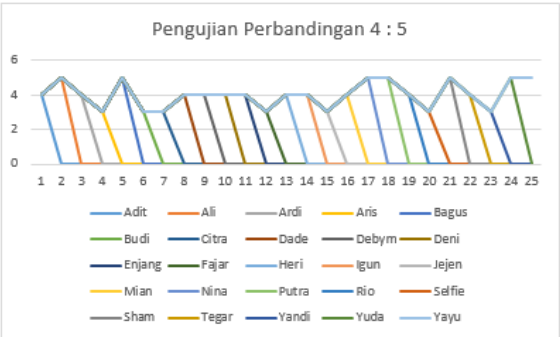
Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 3:5 untuk data pada setiap kelasnya yang berarti menggunakan 3 citra latih dan 5 citra uji. Pada pengujian skenario 3:5 didapat kesimpulan yaitu tingkat akurasi menggunakan 3 data latih adalah 57,07%, Berikut adalah hasil pengujian perbandingan 3 : 5



Gambar 10 pengujian pengaruh data latih 3:5

2.7.1.3.2 Pengaruh data uji 4:5

Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 4:5 untuk data pada setiap kelasnya yang berarti menggunakan 4 citra latih dan 5 citra uji. Pada pengujian skenario 4:5 didapat kesimpulan yaitu tingkat akurasi menggunakan 4 data latih adalah 62,45%, Berikut adalah hasil pengujian perbandingan 4 : 5



Gambar 11 pengujian pengaruh data latih 4:5

2.8 Kesimpulan Pengujian

Berdasarkan Dari pengujian yang telah dilakukan maka didapatkanlah kesimpulan bahwa metode naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra dengan masukan data statistik yang langsung membandingkan jarak terdekat dengan pelatihannya, pengujian klasifikasi citra berdasarkan tekstur dengan menggunakan data citra yang telah dilatih memiliki rata-rata tingkat akurasi 99,88% dan untuk citra yang belum dilatih rata-rata tingkat akurasi 78,63% dan tingkat akurasi menggunakan 3 data latih adalah 57,07% dan menggunakan 4 data latih adalah 62,45%. Maka semakin banyak data latih semakin besar tingkat akurasinya dan begitu pun sebaliknya.

3. PENUTUP

3.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian, analisis pengolahan citra, pelatihan dan pengujian metode run-length dan naïve bayes untuk klasifikasi citra berdasarkan tekstur ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra digital sidik jari berdasarkan hasil ekstraksi citra digital metode run-length
2. Algoritma naïve bayes menghasilkan tingkat keakurasian 99,8%.

3.2 Saran

Dari hasil penelitian, analisis, pengolahan citra, pelatihan dan pengujian terdapat saran-saran yang mungkin akan bermanfaat jika ada yang akan melakukan penelitian yang sejenis, yaitu :

1. Dari hasil penelitian ini, maka disarankan untuk mengembangkan penelitian ini kearah identifikasi citra sidik jari milik kepolisian yang datanya lebih kompleks, sehingga dapat membantu pihak penegak hukum dalam mengungkap berbagai kasus kejahatan.
2. Untuk dapat mengklasifikasi berbagai citra masukan sebaiknya menggunakan data latih yang banyak.

DAFTAR PUSTAKA

1. Ahmad, 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. Eko, S., Nataliani Y., 2009. Klasifikasi Sidik Jari dengan Menggunakan Metode Wavelet Symlet. *Jurnal Informatika Volume 5 No 2*, Universitas Kristen Satya Wacana, Diponegoro.
5. Galloway, M., "Texture analysis using gray level run length", Computer Graphics Image Process., vol. 4, pp.172-179, juni 1975.
6. Hartanto, B., 2008. *Memahami Visual C#.Net Secara Mudah.* Pertama penyunt. Yogyakarta: Andi.
7. Mita, I., Santoso, I., Christyono, Y., 2007. Analisis Tekstur Menggunakan Metode Run Length. *Tugas Akhir Teknik Elektro*, Universitas Diponegoro, Semarang.
8. Munir, R., 2002. Pengolahan Citra Digital. Bandung: Informatika.
9. Nugroho, A., 2005. Pemodelan Berorientasi Objek, Bandung: Informatika.
10. Pressman, S. R., 2010. Rekayasa Perangkat Lunak. Yogyakarta: Andi.
11. Prasetyo, E., 2012. Pengenalan Pola Naive Bayes, Universitas Pembangunan Nasional, Jawa Timur.
12. Sri, K., 2009. Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naïve Bayesian Clasification. *Tugas Akhir Teknik Informatika*, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
13. Anik, A., 2013. Sistem Pedukung Keputusan Berbasis Decision Tree Dalam Pemberian Beasiswa Studi Kasus:AMIK BSI YOGYAKARTA, Amik BSI Jakarta, Jakarta Selatan.
14. Sutopo, A. H & Masya, F., 2005. *Pemograman Berorientasi Objek dengan Java*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
15. Wiji, L., 2014. Deteksi Sidik Jari Seseorang Dengan Menggunakan Mathematical Morphology dan Edge Detection. *Jurnal Sistem Informasi*, STMIK Duta Bangsa, Surakarta.