

**PENGENALAN WAJAH DENGAN MATRIKS KOOKURENSI  
ARAS KEABUAN DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN  
PROBABILISTIK**

**Tesis  
untuk memenuhi sebagian persyaratan  
mencapai derajat Sarjana S-2 Program Studi  
Magister Sistem Informasi**



**Toni Wijanarko Adi Putra  
24010411400064**

**PROGRAM PASCASARJANA  
UNIVERSITAS DIPONEGORO  
SEMARANG  
2013**

## ABSTRAK

Sistem pengenalan wajah merupakan pengembangan metode dasar sistem autentifikasi dengan menggunakan karakteristik alami wajah manusia sebagai dasarnya. Proses pengenalan citra wajah ini melalui beberapa tahap yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pengujian dilakukan secara langsung dan tidak langsung. Secara tidak langsung data uji bersumber dari sekumpulan citra wajah yang sudah dipilih, sedangkan secara langsung citra wajah bersumber dari kamera. Pengenalan citra wajah manusia menggunakan penggabungan antara metode GLCM dan PNN. Tahap prapengolahan dengan merubah RGB ke dalam aras keabuan dengan metode centroid sebagai proses segmentasi citra wajah. Faktor pengenalan wajah yang diuji meliputi pencahayaan, jarak, sudut serta posisi. Pada GLCM menggunakan metode statistik dan analisis tekstur orde kedua karena merepresentasikan tekstur citra dalam parameter energi, korelasi, homogenitas dan kontras. Sedangkan PNN digunakan untuk pembentukan basisdata yang disimpan dalam jaringan untuk proses membandingkan hasil keluaran yang berupa data matrik hasil dari GLCM. Pada penelitian ini digunakan citra wajah sebagai basisdata dengan sampel sebanyak 10 orang dan 5 posisi wajah, 2 jarak pengambilan gambar citra wajah, serta 3 kategori pencahayaan. Proses pengujian menghasilkan tingkat pengenalan secara langsung sebesar 92%, sedangkan pengujian secara tidak langsung sebesar 93,33%.

Kata kunci: GLCM, PNN, Centroid, Prapengolahan

## ABSTRACT

Face recognition system is a development of the basic methods of authentication system using the natural characteristics of the human face as a baseline. Face recognition process consists of several phases, training and testing phase. The testing phase is done directly and indirectly. Indirect data test taken from a set of face images that have been selected, while direct data test take face image from camera. Human face recognition combines GLCM and PNN methods. Preprocessing is done by converting RGB to grayscale, using centroid method as face image segmentation process. Face recognition includes some factors, i.e. lighting, distance, angle and position. GLCM uses statistic method and second-order texture analysis, which represents image texture in following parameters energy, correlation, homogeneity and contrast. While PNN is used to build database which is stored in the network in order to compare outcome from GLM in the form of matrix. This research uses face image as database by collecting sample of 10 persons, 5 face position, 2 type of distance shooting and 3 type of lighting. Testing process results 92% in direct recognition and 93,33% in inderict recognition.

Keywords: GLCM, PNN, Centroid, Preprocesing

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Teknologi biometrik mempunyai kemampuan yang cukup baik dibandingkan dengan metode konvensional, terutama dalam hal memproses ciri guna menjadi sangat mudah, selain itu ciri tersebut juga mempunyai keunikan yang melekat pada manusia. Pengembangan teknologi biometrik seperti wajah, suara, iris mata dan sidik jari sudah banyak dikembangkan baik sebagai sistem keamanan maupun sebagai sistem kehadiran. Teknologi biometrik yang sudah berkembang dan diterapkan diberbagai aplikasi tetapi pada kenyataannya proses pengenalan terkadang masih mengalami kegagalan. Beberapa kegagalan diantaranya disebabkan oleh faktor penerangan, jarak objek dengan alat, sudut kemiringan objek terhadap alat, ekspresi serta posisi wajah. Pada penelitian ini dibangun aplikasi untuk mengukur tingkat akurasi pengenalan wajah dengan Matrik Kookuransi Aras Keabuan (*Gray Level Co-Occurrence Matrix/GLCM*) dan Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik (*Probabilistic Neural Network/PNN*) pada intensitas cahaya, jarak serta sudut yang berbeda. Penelitian ini akan memperbaiki kinerja sistem pengenalan wajah agar dapat diaplikasikan di berbagai bidang.

Pengenalan identitas manusia dengan biometrik sudah banyak dilakukan mulai dari pengenalan suara, irismata, sidik jari, pola tangan dan wajah. Pengenalan wajah dengan menguji semua frame untuk mengetahui apakah frame tersebut berisikan wajah manusia dan juga mendeteksi citra bergerak dari video dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik (*Probabilistic Neural Network/PNN*) (Kung, 1999). Penelitian selanjutnya dengan dilakukan untuk pengenalan wajah manusia menggunakan kumpulan citra diam atau video dengan satu set video (Zhou dkk, 2003). Penggunaan video-kamera dan komputer cukup baik untuk memproses video secara waktu-nyata (*real-time*) (Gorodnichy, 2004).

Penelitian sebelumnya yang membahas pengenalan wajah menggunakan sebuah kamera untuk menangkap wajah seseorang kemudian dibandingkan

dengan wajah yang sebelumnya telah disimpan pada basisdata secara waktu nyata (*real-time*) (Bayu dkk, 2009). Pengenalan wajah menggunakan *template matching*. Verifikasi wajah dilakukan menggunakan nilai pencocokan yang dihitung dengan gradien tepi menghubungkan citra referensi (Vinita, 2009). Kemudian pengenalan wajah menggunakan metode (*Self Organizing Map / SOM*) untuk memperoleh model yang mudah dipelajari dengan meminimalisir waktu belajar, mengusahakan ekspresi wajah dengan baik sebagai masukan dan mengoptimalkan pengenalan (Ghorpade dkk, 2010).

Penggunaan Matrik Kookuransi Aras Keabuan (*Gray Level Co-Occurrence Matrix/GLCM*) banyak dilakukan untuk pengambilan citra penginderaan jauh dengan purwarupa (Maheshwary dan Sricastava, 2009). Segmentasi citra untuk menentukan nilai ambang histogram untuk mendapatkan informasi spasial. Informasi spasial adalah tingkat nilai gabungan abu-abu piksel menjadi tersegmentasi dengan piksel tetangganya yang didasarkan pada GLCM (Nie dkk, 2011). Sedangkan penelitian dengan menggabungkan metode GLCM dan PNN dilakukan untuk pengenalan ciri pola benang pada garmen secara otomatis dan deteksi cacat berdasarkan fitur tekstur yang digunakan untuk mendeteksi cacat garmen (Kulkarni dan Patil, 2012).

Sedangkan pada penelitian ini dikembangkan sistem pengenalan wajah secara waktu nyata (*real-time*) menggunakan video kamera dengan metode GLCM dan PNN. Penelitian sebelumnya tentang pengenalan wajah dengan metode GLCM dan PNN sudah pernah dilakukan, akan tetapi kedua metode tersebut digunakan secara terpisah. Sedangkan penggunaan metode GLCM dan PNN secara bersama sudah dilakukan untuk pengenalan ciri pola benang, dan pada penelitian ini kedua metode tersebut akan digunakan untuk pengenalan wajah. Diharapkan hasil dari penelitian ini didapatkan pengenalan wajah dengan tingkat akurasi yang lebih baik serta didapatkan nilai dari tingkat penerimaan salah dan tingkat penolakan salah pada posisi terendah. Dengan demikian, dari sisi keaslian penelitian (*novelty*), maka penelitian yang dilakukan ini dapat dipertanggungjawabkan.

## **1.2 Tujuan Penelitian**

Mengembangkan sistem pengenalan wajah secara waktu nyata (*real-time*) dengan metode GLCM dan PNN.

## **1.3 Manfaat Penelitian**

1. Menghasilkan sistem keamanan dan pengenalan wajah yang dapat diaplikasikan pada presensi kehadiran dengan sumber dari basisdata wajah seseorang.
2. Membantu sistem keamanan dengan menerapkan pengenalan wajah. Selain itu juga ditujukan bagi pengembangan ilmu, memperkaya bidang sistem biometrik dan pengolahan citra khususnya pengenalan wajah menggunakan GLCM dan PNN.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

#### 2.1 Tinjauan Pustaka

Pengenalan wajah dan pengenalan skala citra keabuan secara frontal berdasarkan jaringan syaraf probabilistik. Keuntungan dari klasifikasi menggunakan model jaringan syaraf probabilistik adalah waktu pelatihan yang singkat. Korelasi berdasarkan *template matching* menjamin hasil klasifikasi baik (Vinitha, 2009).

Menggambarkan kemungkinan penggunaan berbagai jaringan syaraf probabilistik dalam memecahkan beberapa masalah yang timbul dalam pemrosesan sinyal dan pengenalan pola. Perhatian utama ditujukan untuk penerapan jaringan syaraf probabilistik dalam masalah berbagai klasifikasi seperti klasifikasi jaringan otak pada *multiple sclerosis*, tekstur klasifikasi citra, klasifikasi tekstur tanah dan klasifikasi pola (*Electro-Encephalography/EEG*). Hasil penelitian telah dilakukan dan memverifikasi kemampuan jaringan syaraf probabilistik dimodifikasi dalam mencapai tingkat klasifikasi yang baik dan dibandingkan dengan PNN tradisional atau BPNN dan BPNN (*K Nearest Neighbors/ KNN*) (Emary dan Ramakrishnan, 2008).

Pendeteksian wajah penumpang pesawat untuk meningkatkan keamanan, disini juga di tuliskan bahwa ada banyak peristiwa dunia yang mengarahkan terhadap perhatian keselamatan dan keamanan. Dijelaskan pula secara khusus peristiwa tragis 11 September 2001 dimana keamanan pesawat dan bandara sangat perlu perhatian. Rangkuman keuntungan dan kerugian dari berbagai teknik, seperti terlihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Kelebihan dan kekurangan dari teknik biometrika (Carrillo, 2003)

Teknologi	Kelebihan	Kekurangan
Pengenalan sidik jari	Murah, Sangat aman	Kontak fisik dapat menyebarkan kuman.
Pengenalan pola tangan	Merupakan teknologi yang lebih baik.	Tidak seunik sidik jari
Pengenalan retina mata	Akurasi terjamin karena retina tetap relatif stabil sepanjang seumur hidup.	Tidak berlaku umum karena pengguna harus datang ke kontak dekat alat scan.
Pengenalan iris mata	Sangat sulit untuk dikelabui	Mahal
Pengenalan wajah	Proses dapat terlihat	Mahal, akurasinya susah
Pengenalan suara	Bekerja baik pada telepon, biaya rendah, mampu untuk mengukur stres.	Gangguan latar belakang suara dan tenggorokan, Suara dapat diubah.
Pencocokan tanda tangan	Diterima secara luas	Akurasinya susah

Pada penelitian ini diusulkan sistem *off-line* pengakuan gangguan tulisan tangan dan skala didasarkan pada (*Discrete Cosine Transform/DCT*), yang digunakan secara luas dalam kompresi *lossy* sistem data. Jaringan Syaraf Probabilistik banyak digunakan dalam masalah teknik dan pengenalan pola. Hasil simulasi pada basisdata yang sudah ada, menunjukkan bahwa sistem tersebut cukup untuk digunakan sampai ke tingkat kebisingan dan skala tertentu. Pada tingkat kebisingan 0% dan skala 1, sistem ini bisa mendapatkan tingkat pengenalan hingga 91%, sedangkan pada tingkat kebisingan 0% dan skala 0,7, serta pada tingkat kebisingan 10% dan skala 0,8, tingkat pengenalan adalah 84,6% dan 79,9% (Sumarno, 2007).

Klasifikasi kapal berdasarkan *kovarians wavelet* diskret menggunakan PNN, satu set profil kapal yang digunakan untuk membangun sebuah matriks kovarians oleh alihragam wavelet diskret menggunakan Jaringan Syaraf. Desain pengklasifikasian 5 kelas kapal diperoleh akurasi 70% dan citra inframerah yang

nyata. Dengan pengklasifikasi mencapai tingkat klasifikasi 87,5% yang benar (dalam set uji-model). Metode ini dapat membedakan gangguan kapal dengan sangat baik (Araghi dkk, 2009).

Model PNN digunakan untuk mendeteksi kerusakan struktural yang dipengaruhi oleh serangkaian faktor, termasuk desain dan konstruksi faktor pipa seperti ukuran pipa, kedalaman dikuburkan dan faktor seperti jenis tanah, kelembaban, intrusi akar pohon, dan lain-lain. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model PNN memiliki kekuatan yang lebih baik dalam menggunakan variabel masukan. Metodologi yang dikembangkan dalam penelitian ini menggunakan PNN untuk mengklasifikasikan pola kerusakan yang berbeda untuk pipa stormwater (Tran dkk, 2006).

Metode GLCM dan PNN digunakan untuk identifikasi cacat garmen secara otomatis dan deteksi cacat berdasarkan fitur tekstur. Model yang diusulkan memberikan hasil kain yang akurat dan klasifikasi cacat. Fitur tekstur yang digunakan untuk mendeteksi cacat garmen ini diklasifikasikan dengan menggunakan classifier PNN. Dengan set kecil pelatihan sampel yaitu 10 untuk masing-masing, keakuratan deteksi garmen cacat dan hasil klasifikasi yang diperoleh PNN lebih baik dari pada BPNN. Juga waktu pelatihan dan waktu klasifikasi yang digunakan oleh PNN kurang dari BPNN. Tingkat keberhasilan Total identifikasi kain adalah 96,6% dan tingkat keberhasilan deteksi kain cacat 91,1% (Kulkarni dan Patil, 2012).

Dari beberapa penelitian yang telah dilakukan, dapat di ambil kesimpulan bahwa, penggunaan kamera video dapat digunakan sebagai media masukan proses pengenalan wajah secara waktu nyata (*real-time*) dengan metode GLCM dan PNN. Basisdata akan di peroleh dari citra wajah dengan 5 sudut pengambilan, 3 ekspresi, 5 perbedaan intensitas cahaya dan 3 jarak pengambilan yang diambil pada tahap latih dan akan dibandingkan dengan citra dari hasil akuisisi video kamera pada tahap uji.

## 2.2 Dasar Teori

### 2.2.1 Sistem Biometrika

Sistem biometrika merupakan pengembangan dari metode dasar identifikasi dengan menggunakan karakteristik alami manusia sebagai basisnya. Sebelum teknologi biometrika berkembang, pengenalan identitas dilakukan dengan menggunakan metode konvensional. Metode ini masih digunakan secara luas sampai saat ini di berbagai bidang aplikasi. Metode ini memiliki beberapa kelemahan, seperti dapat hilang atau dicuri, dapat terlupa atau dengan menggunakan algoritma *bruteforce* password seseorang dapat diketahui. Berbagai kelemahan metode konvensional ini menjadi salah satu pemicu berkembangnya sistem biometrika (Falasev dkk, 2011).

Wajah merupakan salah satu biometrika berdasarkan bagian tubuh manusia, selain pengenalan pola sidik jari, pengenalan iris mata, dan pengenalan suara. Kata biometrika berasal dari kata Yunani yaitu bios dan metron. Bios berarti sesuatu yang hidup dan metron berarti mengukur. Biometrika berarti mengukur karakteristik pembeda pada tubuh atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis terhadap identitas orang tersebut (Maltoni dkk, 2009). Sistem biometrika pada dasarnya adalah sebuah sistem pengenalan pola yang membuat identifikasi dengan menampilkan keaslian karakteristik secara fisik atau perilaku tertentu yang dimiliki oleh seseorang (Jain dkk, 2000).

Biometrika menjadi komponen penting dari solusi identifikasi seseorang, karena pengidentifikasiannya tidak dapat salah dan merupakan keunikan yang mewakili identitas individu. Tujuan pengenalan biometrika adalah kenyamanan, keamanan, akuntabilitas/jaminan atas kebenaran dan efisiensi (Maltoni dkk, 2009). Biometrika telah banyak digunakan dalam *forensik*, *e-commerce*, *e-banking*, keamanan ATM, keamanan kartu kredit. Sistem biometrika dinilai dari segi akurasi, kecepatan, dan penyimpanan. Beberapa faktor lain, seperti biaya dan kemudahan penggunaan, juga mempengaruhi keberhasilan (Jain dkk, 2000).

Dalam merancang sebuah sistem biometrika yang terpenting adalah bagaimana menentukan seorang individu tersebut dikenali. Proses pengenalan

pada sistem biometrika terbagi dalam dua sistem yaitu dengan sistem verifikasi dan sistem identifikasi. Sistem verifikasi merupakan proses mengotentikasi identitas seseorang dengan membandingkan karakteristik biometrika yang diambil sebelumnya dengan template biometrika yang baru diambil. Sedangkan pada sistem identifikasi yaitu mengenali individu dengan mencari template yang terdaftar pada basisdata untuk dibandingkan. Dalam sistem ini dilakukan perbandingan template dari satu kebanyakan untuk menentukan apakah individu tersebut ada dalam basisdata, dan sekaligus menentukan bahwa individu tersebut dikenali atau tidak (Maltoni dkk, 2009).

Sebuah biometrika yang ideal harus bersifat universal, dimana setiap orang memiliki karakteristik yang unik secara permanen dan tidak ada seorangpun yang memiliki karakteristik yang dipakai secara bersamaan (Jain dkk, 2000). Beberapa jenis karakteristik yang digunakan adalah bagian-bagian fisik dari sebagian tubuh seseorang sebagai kode unik untuk pengenalan, seperti DNA, telinga, jejak panas pada wajah, geometri tangan, pembuluh tangan, wajah, sidik jari, iris, telapak tangan, retina, gigi dan bau dari keringat tubuh (Putra, 2009).

### **2.2.2 Pengenalan wajah**

Sistem pengenalan seseorang dengan wajah tidak mengganggu kenyamanan seseorang saat akuisisi citra. Citra wajah mungkin merupakan karakteristik biometrika yang paling umum digunakan oleh manusia untuk sistem pengenalan. Aplikasi pengenalan wajah meliputi pengenalan wajah statis atau terkontrol sampai sistem identifikasi wajah dinamis yang tidak terkontrol di dalam suatu latar belakang yang terbaur (Putra, 2009).

Secara umum sistem pengenalan citra wajah dibagi menjadi 2 jenis, yaitu sistem berbasis fitur dan sistem berbasis citra. Pada sistem pertama digunakan fitur yang diekstraksi dari komponen citra wajah (mata, hidung, mulut, dan lain-lain) yang kemudian hubungan antara ciri-ciri tersebut dimodelkan secara geometris. Sedangkan sistem kedua menggunakan informasi mentah dari piksel citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu, misalnya Analisa Komponen Fisik/*Principal Component Analysis* (PCA), alihragam gelombang

singkat, GLCM yang kemudian digunakan untuk klasifikasi identitas citra (Fatta, 2009).

### **2.2.3 Pengolahan Citra**

Istilah pengolahan citra, analisis citra, pemahaman citra, dan komputer vision ini sering dijumpai dalam mempelajari pengolahan citra digital. Belum ada keterangan yang jelas tentang batasan pengolahan citra dengan aplikasi citra lainnya seperti analisis citra, deskripsi citra, dan komputer vision. Namun keempat istilah di atas seringkali dibedakan dari proses masukan dan keluarannya (Putra, 2010).

Pengolahan citra memiliki masukan dan keluarannya berupa citra, analisa citra memiliki masukan berupa citra dengan keluaran bukan citra akan tetapi berupa hasil pengukuran terhadap citra tersebut, pemahaman citra memiliki masukan berupa citra dengan keluarannya adalah deskripsi tingkat tinggi dari citra tersebut (keluarannya bukan berupa citra), komputer vision bertujuan untuk mengkomputerisasi penglihatan manusia atau dengan kata lain membuat citra digital dari citra sebenarnya (sesuai dengan penglihatan manusia) (Putra, 2010). Pengolahan citra dapat dibagi ke dalam tiga kategori yaitu

1. Kategori rendah melibatkan operasi-operasi sederhana seperti prapengolahan citra untuk mengurangi derau, pengaturan kontras, dan pengaturan ketajaman citra. Pengolahan kategori rendah ini memiliki masukan dan keluaran berupa citra.
2. Kategori menengah melibatkan operasi-operasi seperti segmentasi dan klasifikasi citra. Proses pengolahan citra menengah ini melibatkan masukan berupa citra dan keluaran berupa ciri citra yang dipisahkan dari citra masukan.
3. Kategori tinggi melibatkan proses pengenalan dan deskripsi citra (Putra, 2010).

Tujuan dari pengolahan citra adalah memperbaiki kualitas citra agar mudah dibaca oleh manusia atau komputer, merupakan teknik pengolahan citra dengan mentransformasikan citra menjadi citra lain dan merupakan proses awal dari prapemrosesan dari komputer vision (Prasetyo, 2011).

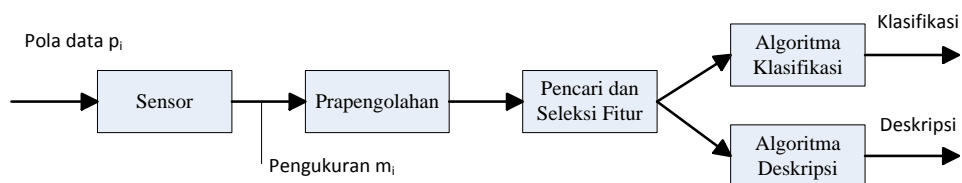
### 2.2.4 Pengenalan Pola (*Pattern Recognition*)

Pengenalan pola adalah suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif ciri atau sifat dari objek. Pola sendiri merupakan suatu entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi dan diberi nama. Teknik pengenalan pola merupakan salah satu komponen penting dari mesin atau sistem cerdas yang digunakan baik untuk mengolah data maupun dalam pengambilan keputusan (Putra, 2009).

Pengenalan suatu objek dengan menggunakan berbagai metode merupakan suatu proses pengenalan pola. Teknik pencocokan pola adalah salah satu teknik dalam pengolahan citra digital yang berfungsi untuk mencocokkan tiap-tiap bagian dari suatu citra dengan citra yang menjadi acuan (Wibowo, 2011).

Secara umum pengenalan pola adalah suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu obyek. Pola sendiri adalah suatu entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi serta diberi nama. Pola bisa merupakan kumpulan hasil pengukuran atau pemantauan dan bisa dinyatakan dalam notasi vektor atau matriks (Putra, 2010).

Struktur dari sistem pengenalan pola ditunjukkan oleh Gambar 2.1. Sistem ini terdiri atas sensor (misalnya kamera), suatu algoritma atau mekanisme pencari fitur, dan algoritma untuk klasifikasi atau pengenalan.



Gambar 2.1 Struktur sistem pengenalan pola (Putra, 2010)

Berikut ini merupakan bagian-bagian dari sistem pengenalan pola (Putra, 2010).

1. Sensor berfungsi untuk menangkap objek nyata yang selanjutnya diubah menjadi sinyal digital melalui proses digitalisasi.

2. Prapengolahan berfungsi mempersiapkan citra atau sinyal agar dapat menghasilkan ciri yang lebih baik pada tahap berikutnya. Pada tahap ini citra atau sinyal informasi ditonjolkan dan sinyal pengganggu (derau) dimimalisasi.
3. Pencari dan seleksi ciri berfungsi menemukan karakteristik pembeda yang mewakili sifat utama sinyal dan sekaligus mengurangi dimensi sinyal menjadi sekumpulan bilangan yang lebih sedikit tetapi representatif.
4. Algoritma klasifikasi berfungsi untuk mengelompokkan ciri ke dalam kelas yang sesuai.
5. Algoritma deskripsi berfungsi memberikan deskripsi pada sinyal.

Pola adalah komposit/gabungan dari ciri yang merupakan sifat dari sebuah objek. Dalam klasifikasi, pola berupa sepasang variabel  $(x, \omega)$ , dimana  $x$  adalah sekumpulan pengamatan atau ciri (*vektor fitur*) dan  $\omega$  adalah konsep dibalik pengamatan (label) (Fatta, 2009).

### **2.2.5 Pencahayaan**

Intensitas cahaya adalah besarnya tenaga cahaya yang diterima per satuan luas per satuan waktu (Arifin, 2007). Sumber cahaya meliputi pencahayaan alami dan pencahayaan buatan. Pencahayaan alami merupakan pencahayaan yang menggunakan sinar matahari, sedangkan cahaya buatan adalah penyediaan penerangan buatan melalui instalasi listrik atau sistem energi dalam bangunan gedung (Ashari dan Ikhwanudin, 2013), Cahaya buatan terdiri dari empat macam yaitu cahaya langsung, cahaya setengah langsung, cahaya tidak langsung, cahaya setengah tidak langsung (Tori, 2012). Pada penelitian ini penggunaan cahaya untuk menyeragamkan intensitas cahaya yang diterima objek wajah pada saat akuisisi tahap pelatihan dan akuisisi tahap pengujian.

Tabel 2.2 Perbandingan efikasi (efisiensi lampu) (Ashari dan Ikhwanudin, 2013)

Sumber	Efikasi (lm/watt)
Lilin	0,1
Lampu Minyak	0,3
Lampu Edison yang pertama	1,4
Lampu Edison tahun 1910	4,5
Lampu pijar biasa	14-18
Lampu halogen tungsten	16-20
Lampu flourescent	50-85
Lampu mercury	40-70
Lampu helida metal	60-80
Lampu sodium bertekanan tinggi	90-100

### 2.2.6 Pusat Massa (*Centroid*)

Pusat massa (*Centroid*) merupakan suatu posisi pada matrik yang didapat dari nilai tengah atau titik berat dari suatu objek yang melewati proses pelabelan yang merupakan hasil dari proses pengolahan data dengan menggunakan operator fuzzy, dengan rumus matematis sebagai berikut :

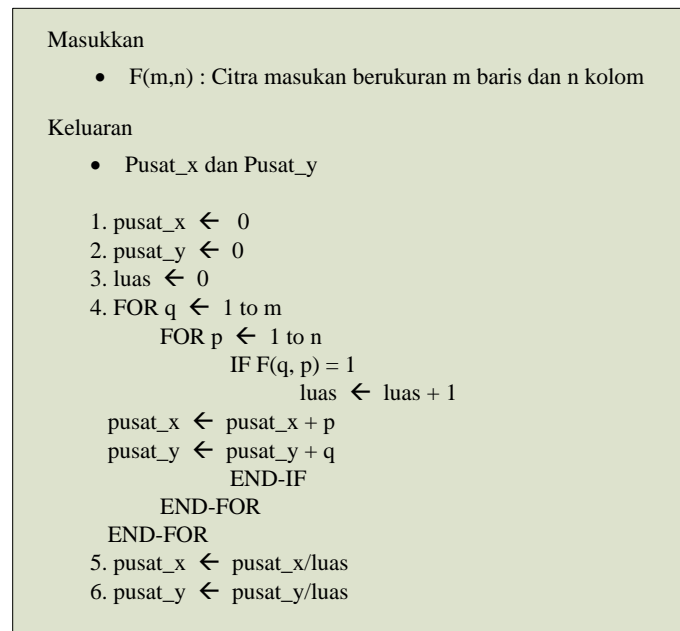
$$R = \frac{di \mu_A(di)}{\mu_A(di)} \quad (2.1)$$

di mana :

$di$  : nilai domain ke  $i$

$\mu_A(di)$  : nilai derajat keanggotaan untuk titik domain ke- $i$  (Limanto dan Arief, 2005).

Pusat massa atau sentroid (*Centroid*) pada umumnya ditemukan dengan menggunakan nilai rerata koordinat setiap piksel yang menyusun objek. Berikut ini merupakan algoritma dari pusat massa atau sentroid (*centroid*), seperti tampak pada Gambar 2.2. Penggunaan pusat massa pada penelitian ini untuk menentukan bahwa citra yang ambil pada akuisisi pelatihan dan akuisisi pengujian merupakan citra wajah.



Gambar 2.2 Algoritma pusat masa atau sentroid (Centroid) (Kadir dan Susanto, 2013)

### 2.2.7 Prapengolahan (*Preprocessing*)

Prapengolahan merupakan tahap awal dalam pengenalan objek yang merupakan proses penelitian dengan menggabungkan konsep citra digital, pengenalan pola, matematika dan statistik. Pada tahap prapengolahan citra yang ditangkap diolah terlebih dahulu untuk disamakan ukurannya dan diubah kedalam bentuk skala keabuan baik data pelatihan maupun data uji coba (Purnomo, 2010).

Citra yang akan dilakukan proses deteksi harus diubah terlebih dahulu kedalam bentuk citra biner. Hal ini perlu dilakukan karena proses pengolahan citra warna lebih sulit dilakukan dikarenakan citra warna memiliki tiga komponen warna utama yaitu merah, hijau dan biru.

Citra warna membutuhkan proses pengolahan yang lebih kompleks dari pada citra biner. Oleh karena itu citra perlu diubah terlebih dahulu menjadi citra biner untuk mempermudah dalam proses pengolahan citra, dimana pada citra biner, batas antara objek dengan latar belakang dapat terlihat jelas (Khrisna, 2011).

Pada umumnya ukuran dari citra dapat direpresentasikan sebagai matriks warna berukuran piksel. Piksel (*picture element*) adalah bagian terkecil dari suatu

citra digital. Berikut proses perubahan dari citra berwarna RGB ke keabuan, dan ke citra *biner* :

1. Citra berwarna yaitu citra dengan karakteristik warna berdasarkan pada persamaan berikut ini.

$$I_R(x, y), I_G(x, y) \text{ dan } I_B(x, y) \quad (2.2)$$

Dari persamaan (2.2) dapat diketahui bahwa (I) menyatakan intensitas cahaya sedangkan (x, y) merupakan koordinat pada bidang 2D.

2. Citra keabuan yaitu citra dengan karakteristik warna berdasarkan pada persamaan berikut ini.

$$I_{(x,y)} \in [0 \dots 255] \quad (2.3)$$

Persamaan (2.3) menyatakan intensitas cahaya (I) pada titik (x, y) dengan skala abu-abu dari 0 sampai 255 atau (0,255), dalam hal ini 0 menyatakan hitam dan 255 menyatakan putih, nilai antara 0 sampai 255 menyatakan warna keabuan yang terletak antara hitam dan putih.

3. Citra *biner* yaitu citra dengan karakteristik warna berdasarkan pada persamaan berikut ini.

$$I_{(x,y)} \in \{0,1\} \quad (2.4)$$

Persamaan (2.4) menyatakan intensitas cahaya (I) pada titik (x, y) dengan rentang nilai 0 dan 1, dimana nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih.

Konversi citra berwarna RGB ke citra keabuan adalah dengan cara memberikan nilai bobot yang berbeda-beda pada setiap komponen RGB, seperti berdasarkan persamaan berikut ini.

$$\text{Gray} = (0.3 * r) + (0.5 * g) + (0.2 * b) \quad (2.5)$$

dengan :

r : nilai intensitas warna merah

$g$  : nilai intensitas warna hijau

$b$  : nilai intensitas warna biru

Proses pengubahan citra keabuan menjadi citra biner adalah dengan memisahkan dua nilai antara objek dengan latarnya berdasarkan hasil perbandingan terhadap nilai ambang. Nilai ambang yang digunakan adalah nilai disekitar nilai minimum dan maksimum citra keabuan. Persamaan (2.6) menunjukkan pemisahan nilai intensitas citra keabuan berdasarkan nilai ambang yang bertujuan menghasilkan citra biner (Heriana, 2011).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f(x, y) \geq T \\ 0, & \text{jika } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.6)$$

Dengan :

$g(x, y)$  : citra biner dari citra keabuan  $f(x, y)$ .

$T$  : menyatakan nilai ambang

### 2.2.8 Ekstraksi Ciri dengan GLCM

Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Analisis tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses antara untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, yang dapat terbagi dalam tiga macam metode berikut:

#### 1. Metode statistik

Metode statistik menggunakan perhitungan statistik distribusi derajat keabuan (*histogram*) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Statistik ini penggunaannya tidak terbatas untuk tekstur-tekstur alami yang tidak terstruktur dari sub pola dan himpunan aturan (*mikrostruktur*).

## 2. Metode spektral

Metode spektral berdasarkan pada fungsi autokorelasi suatu daerah atau power distribution pada domain transformasi Fourier dalam mendeteksi periodisitas tekstur.

## 3. Metode struktural

Analisis dengan metode ini menggunakan deskripsi primitif tekstur dan aturan sintaktik. Metode struktural banyak digunakan untuk pola-pola makrostruktur.

Berdasarkan orde statistiknya, analisis tekstur dapat dikategorikan menjadi 3, yaitu analisis tekstur orde satu, orde dua, dan orde tiga.

1. Statistik orde-kesatu merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra, dengan mengabaikan hubungan antar piksel tetangga. Analisa tekstur orde satu lebih baik dalam merepresentasikan tekstur citra dalam parameter-parameter terukur, seperti *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis* dan *Entropy* (Kusuma, 2011).
2. Statistik orde-kedua mempertimbangkan hubungan antara dua piksel (piksel yang bertetangga) pada citra. Untuk kebutuhan analisisnya, analisis tekstur orde dua memerlukan bantuan matriks kookurensi (*matrix co-occurence*) untuk citra keabuan, biasanya disebut GLCM. Analisa tekstur orde dua lebih baik dalam merepresentasikan tekstur citra dalam parameter-parameter terukur, seperti kontras, korelasi, homogenitas, entropi, dan energi (Albregtsen, 2008).
3. Statistik orde-ketiga dan yang lebih tinggi, mempertimbangkan hubungan antara tiga atau lebih piksel, hal ini secara teoritis memungkinkan tetapi belum biasa diterapkan (Febrianto, 2012).

Ekstraksi ciri statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial (Albregtsen, 2008). Matriks kookurensi merupakan matriks berukuran  $L \times L$  ( $L$  menyatakan banyaknya tingkat keabuan) dengan elemen  $P(x_1, x_2)$  yang merupakan distribusi

probabilitas bersama (*join probability distribution*) dari pasangan titik-titik dengan tingkat keabuan  $x_1$  yang berlokasi pada koordinat  $(j,k)$  dengan  $x_2$  yang berlokasi pada koordinat  $(m,n)$ . Koordinat pasangan titik-titik tersebut berjarak  $r$  dengan sudut  $\theta$ . Histogram tingkat kedua  $P(x_1, x_2)$  dihitung dengan pendekatan sebagai berikut :

$$P_{(x_1, x_2)} = \frac{\text{banyaknya pasangan titik-titik dengan tingkat keabuan } x_1 \text{ dan } x_2}{\text{banyaknya titik pada daerah suatu citra}} \quad (2.7)$$

Berikut ini ketentuan untuk hubungan pasangan titik-titik dengan sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  pada jarak  $r$  (Putra, 2009).

$$P_{0^\circ, r}(x_1, x_2) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((j, k), (m, n)) \in R: \\ j - m = 0, |k - n| = r, \\ f_{j,k} = x_1, f_{m,n} = x_2 \end{array} \right\} \right| \quad (2.8)$$

$$P_{45^\circ, r}(x_1, x_2) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((j, k), (m, n)) \in R : \\ (j - m = r, |k - n| = -r) \\ \text{or } (j - m = -r, k - n = r), \\ f_{j,k} = x_1, f_{m,n} = x_2 \end{array} \right\} \right| \quad (2.9)$$

$$P_{90^\circ, r}(x_1, x_2) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((j, k), (m, n)) \in R: \\ |j - m| = r, k - n = 0, \\ f_{j,k} = x_1, f_{m,n} = x_2 \end{array} \right\} \right| \quad (2.10)$$

$$P_{135^\circ, r}(x_1, x_2) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((j, k), (m, n)) \in R: \\ (j - m = r, k - n = r) \\ \text{or } (j - m = -r, k - n = -r), \\ f_{j,k} = x_1, f_{m,n} = x_2 \end{array} \right\} \right| \quad (2.11)$$

dimana :

$r$  : jarak piksel

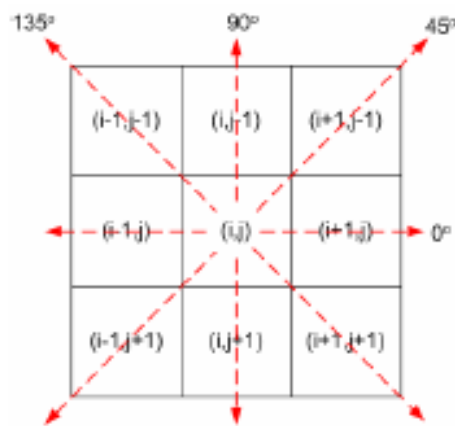
$P(x_1, x_2)$  : merupakan elemen matriks.

$x_1$ : pasangan titik-titik dengan tingkat keabuan pada koordinat  $(j, k)$ .

$x_2$ : pasangan titik-titik dengan tingkat keabuan pada koordinat  $(m, n)$ .

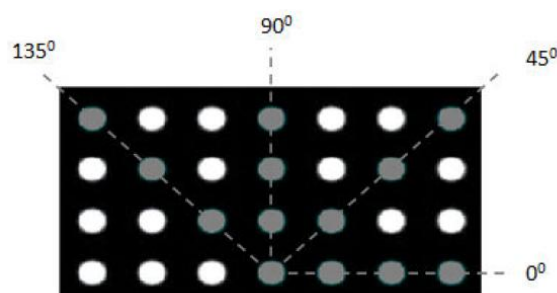
GLCM adalah suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak  $d$ , dan dengan suatu sudut inklinasi  $\theta$ . Dengan kata lain, matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya gray level  $i$  dan  $j$  dari dua piksel yang terpisah pada jarak  $d$  dan sudut  $\theta$ .

Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak  $d$  diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada Gambar 2.3.

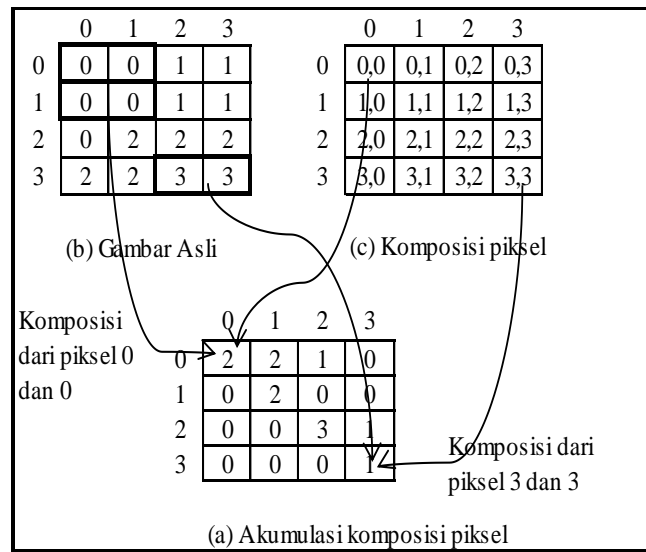


Gambar 2.3 Hubungan ketetangaan antar piksel sebagai fungsi orientasi dan jarak spasial (Ganis, 2011)

Arah piksel tetangga untuk mewakili jarak dapat dipilih, misalnya  $135^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $0^\circ$  atau, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2.4. Sedangkan Gambar 2.5 menggambarkan bagaimana untuk menghasilkan matriks menggunakan arah  $0^\circ$  dan dengan jarak 1 piksel.



Gambar 2.4 Arah dalam menghitung GLCM



Gambar 2.5 Langkah pertama mengubah GLCM

Dengan menambahkan transposnya, matriks simetrik akan diperoleh, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.6, tapi hasilnya masih belum ternormalisasi. Oleh karena itu, proses normalisasi harus dilakukan untuk menghapus ketergantungan pada ukuran citra dengan mengatur semua elemen dalam matriks sehingga total dari semua nilai elemen sama dengan 1. Gambar 2.7 merupakan hasil dari matriks yang telah ternormalisasi.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

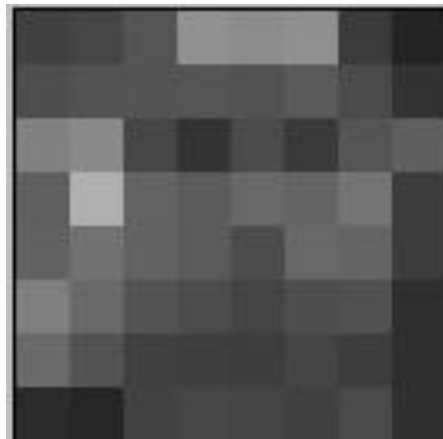
Gambar 2.6 Prosedure membuat matriks simetrik

Gambar 2.6 menjelaskan perubahan urutan matriks dari baris ke kolom lalu dijumlahkan dan akan menghasilkan matriks GLCM sebelum normalisasi.

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix}$$

Gambar 2.7 Matriks ternormalisasi (Kadir dkk, 2011)

Sebagai contoh Gambar 2.8 citra keabuan dengan ukuran 8 piksel yang memiliki derajat keabuan dengan rentang dari 0 sampai 7 atau (0, 7), dalam hal ini 0 menyatakan hitam dan 7 menyatakan putih, nilai antara 0 sampai 7 menyatakan warna keabuan yang terletak antara hitam dan putih.



Gambar 2.8 Citra keabuan dengan ukuran 8 piksel

Tabel 2.3. Array ukuran 8x8

1	1	2	5	5	6	2	0
3	3	3	3	3	4	2	1
4	5	3	2	4	3	5	4
3	7	4	3	4	3	6	2
3	4	4	3	2	5	5	2
5	4	3	3	2	4	5	0
4	3	2	2	2	2	3	1
1	1	3	3	3	2	3	1

Dari Tabel 2.3 tersebut diatas dapat dihitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Kemudian dihitung dengan jarak spasial 1 dan sudut  $90^0$  dan akan diperoleh matriks kookurensi yang dapat dihitung ciri statistik yang merepresentasikan citra yang diamati.

Karena matriks dari tabel 2.3 tersebut memiliki delapan aras keabuan, maka jumlah nilai piksel ketetanggaan dan nilai piksel referensi pada area kerja matriks berjumlah delapan, seperti tampak pada Tabel 2.4 berikut.

Tabel 2.4 Area kerja matriks

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
1	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7
2	2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7
3	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,7
4	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5	4,6	4,7
5	5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,6	5,7
6	6,0	6,1	6,2	6,3	6,4	6,5	6,6	6,7
7	7,0	7,1	7,2	7,3	7,4	7,5	7,6	7,7

Langkah selanjutnya yaitu menghitung nilai matriks dengan mengisikan jumlah hubungan spasial sehingga akan menghasilkan nilai matriks seperti pada Tabel 2.5.

Tabel 2.5 Pembentukan matriks kookurensi

GL	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	2	1	0	1	1	0	0	0
2	0	0	5	2	3	0	0	0
3	0	2	5	6	3	3	0	0
4	0	1	0	3	3	2	1	1
5	0	0	1	3	0	1	1	0
6	0	0	0	0	0	1	0	0
7	0	0	0	0	0	1	0	0

Proses yang ditunjukkan mulai Tabel 2.3, Tabel 2.4 dan Tabel 2.5 merupakan langkah pertama mengubah GLCM. Langkah selanjutnya nilai dari hasil pertama GLCM dicari nilai transposnya. Hasil dari nilai transpose dijumlahkan dengan nilai hasil pertama GLCM dan akan menghasilkan nilai matriks yang belum ternormalisasi seperti berikut.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 2 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 5 & 6 & 3 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 3 & 3 & 2 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 3 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 5 & 5 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 6 & 3 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 3 & 3 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 2 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 3 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 10 & 7 & 3 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 7 & 12 & 6 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 3 & 6 & 6 & 2 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 6 & 2 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks yang telah simetris di atas selanjutnya harus dinormalisasi elemen-elemennya yang dinyatakan dengan probabilitas. Nilai elemen untuk masing-masing sel dibagi dengan jumlah seluruh elemen spasial seperti berikut.

$$\begin{bmatrix} \frac{0}{108} & \frac{2}{108} & \frac{1}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \\ \frac{2}{108} & \frac{2}{108} & \frac{0}{108} & \frac{3}{108} & \frac{2}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \\ \frac{1}{108} & \frac{0}{108} & \frac{10}{108} & \frac{7}{108} & \frac{3}{108} & \frac{1}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \\ \frac{0}{108} & \frac{3}{108} & \frac{7}{108} & \frac{12}{108} & \frac{6}{108} & \frac{6}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \\ \frac{0}{108} & \frac{2}{108} & \frac{3}{108} & \frac{6}{108} & \frac{6}{108} & \frac{2}{108} & \frac{1}{108} & \frac{1}{108} \\ \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{1}{108} & \frac{6}{108} & \frac{2}{108} & \frac{2}{108} & \frac{2}{108} & \frac{1}{108} \\ \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{1}{108} & \frac{2}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \\ \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} & \frac{1}{108} & \frac{1}{108} & \frac{0}{108} & \frac{0}{108} \end{bmatrix}$$

Setelah diperoleh matriks kookurensinya dapat dihitung ciri statistik orde-dua yang merepresentasikan citra wajah.

Haralick dkk mengusulkan berbagai jenis ciri tekstur yang dapat diekstraksi dengan matriks kookurensi (Albregtsen, 2008). Beberapa di antaranya adalah sebagai berikut:

1. Momen Angular Kedua (*Angular Second Moment*)

ASM dan 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.

$$ASM = \sum_i \sum_j P_d^2(i, j) \quad \text{Energi} = \sqrt{ASM} \quad (2.12)$$

2. 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).

$$ENT = - \sum_i \sum_j P_d(i, j) \log(P_d(i, j)) \quad (2.13)$$

3. 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.

$$CONTRAST = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P_d(i, j) \quad (2.14)$$

4. Korelasi (*Correlation*)

Korelasi menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$\text{COR} = \sum_i \sum_j \frac{ijP_d(i,j) - \mu_x\mu_y}{\sigma_x\sigma_y} \quad (2.16)$$

##### 5. Momentum Selisih Terbalik (*Inverse Difference Momentum*)

Momentum selisih terbalik disebut juga homogenitas yang menunjukkan kehomogenan citra berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga IDM yang besar.

$$\text{IDM} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} P_d(i, j) \quad (2.17)$$

Sedangkan pada penelitian kali ini hanya menggunakan 4 ciri statistik yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Penggunaan 4 ciri tersebut berdasarkan fungsi yang ada pada program MATLAB yaitu pada graycoprops serta waktu yang dibutuhkan pada saat pelatihan maupun pengujian menjadi lebih cepat karena ciri yang dibandingkan sedikit.

#### 2.2.9 Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik.

Pada tahun 1990, Donald F. Specht mengusulkan jaringan yang didasarkan pada pengklasifikasi jarak tetangga terdekat dan menamakannya sebagai "Jaringan Syaraf Probabilistik" (Santhanam, 2011). Jaringan syaraf probabilistik dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi (Gill, 2008).

Ketika pola masukan diberikan ke satu neuron pada lapisan masukan, pola dirambatkan disepanjang jaringan saraf hingga sampai ke neuron pada lapisan keluaran. Lapisan keluaran membangkitkan pola keluaran yang nantinya dicocokkan dengan pola keluaran targetnya untuk menghasilkan vektor keluaran jaringan PNN. Fungsi pada lapisan keluaran kedua mengambil probabilitas maksimum dan menghasilkan nilai 1 untuk kelas yang sesuai dan nilai 0 untuk kelas yang tidak sesuai.

Jaringan syaraf tiruan probabilistik dibangun menggunakan ide dari teori probabilitas klasik, seperti pengklasifikasi bayesian (*bayesian classification*) dan

pengestimasi klasik (*classical estimator*) untuk fungsi kerapatan probabilitas (*probability density function*), untuk membentuk sebuah jaringan syaraf sebagai pengklasifikasi pola (Harmoko, 2004).

Jaringan syaraf tiruan probabilistik tergolong dalam pembelajaran terawasi (*supervised learning*) karena keluaran yang diharapkan telah diketahui sebelumnya dan merupakan model yang dibentuk berdasarkan penaksir fungsi peluang. Model ini memberikan unjuk kerja pengklasifikasian yang sangat baik dan cepat dalam pelatihan karena dilakukan hanya dalam satu tahap pelatihan. Metode Bayes untuk mengklasifikasikan pola menggunakan suatu aturan pengambilan keputusan yang meminimalkan risiko yang dihadapi. Misalkan terdapat  $n$  kelas,  $C_0, C_1, C_2, \dots, C_{n-1}$ ; diasumsikan pola yang diamati adalah variabel acak  $x$  dengan  $m$ -dimensi dan fungsi padat peluang bersyarat  $x$ , bila diketahui bahwa pola tersebut berasal dari kelas  $C_k$ , dinotasikan dengan  $p(x|C_k)$ . Dengan menerapkan aturan pertama dari Bayes, dapat ditulis peluang berikutnya dari variabel  $x$  pada kelas  $C_k$  sebagai :

$$\Pr(C_k|x) = \frac{p(x|C_k)Pr(C_k)}{p(x)} \quad (2.23)$$

Keputusan dari masalah tersebut dapat diformulasikan dengan cara yang lebih umum untuk meminimalkan resiko yaitu dengan meminimalkan peluang. Aturan keputusan Bayes dalam kasus ini cukup sederhana untuk menentukan kelas  $C_k$ , yaitu dengan memilih  $Pr(C_k|x)$  yang paling besar, hal ini berarti :

$$d(x) = C_k \quad \text{jika} \quad p(x|C_k)Pr(C_k) > p(x|C_j)Pr(C_j) \quad (2.24)$$

Model jaringan syaraf tiruan probabilistik yang dibuat oleh Cain memperbolehkan setiap kelas memiliki parameter penghalus,  $\sigma_k$ , yang berbeda satu dengan yang lain dan menerapkan algoritma belajar yang baru untuk memperoleh  $\sigma_k$  secara otomatis. Apabila tiap kelas memiliki parameter yang memiliki fungsi peluang dapat ditulis sebagai :

$$p(x|C_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} \sigma_k^m |C_k|} \sum_{\rho_i \in C_k} \exp[-\|x - w_i\|^2 / (2\sigma_k^2)] \quad (2.25)$$

dimana :

$|C_k|$  : jumlah pola latih pada kelas  $C_k$ ;

$m$  : merupakan dimensi vektor pola masukan;

$w_i$  : adalah vektor bobot pada pola latih ke- $i$  (Mao, 2000).

Algoritma pelatihan yang mengatur sendiri nilai  $\sigma_k$  menyebabkan jaringan secara otomatis membentuk parameter tersebut untuk tiap kelas pada proses pelatihan tahap ke dua, seperti terlihat pada Gambar 2.9. Mekanisme yang sangat sederhana digunakan untuk membentuk nilai-nilai tersebut.

```

{ Tahap pertama }
For setiap pola  $\rho_i$ 
     $w_i = \rho_i$ 
    Bentuk unit pola dengan masukan vektor bobot  $w_i$ 
    Hubungkan unit pola pada unit penjumlahan untuk masing-masing kelas
End

Tentukan konstanta  $|C_k|$  untuk setiap unit penjumlahan

{ Tahap ke dua }
For setiap pola  $\rho_i$ 
     $k = \text{kelas } \rho_i$ 
    Cari jarak,  $d_i$ , dengan pola terdekat pada kelas  $k$ 
     $d_{tot} [k] = d_{tot} [k] + d_i$ 
End

For setiap kelas  $k$ 
     $\sigma_k = (g \cdot d_{tot} [k]) / |C_k|$ 
End

```

Gambar 2.9 Algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan probabilistik

Parameter penghalus untuk suatu kelas adalah perkalian konstanta dengan rata-rata jarak minimum pola latih pada kelas yang sama. Maka, rata-rata jarak minimum antar vektor pola pada kelas  $C_k$  adalah :

$$d_{avg}[k] = \frac{1}{|C_k|} \sum_{\rho_i \in C_k} d_i \quad (2.26)$$

dimana  $d_i$  menotasikan jarak terdekat pola  $\rho_i$  dengan pola yang lain pada kelas  $C_k$  sehingga parameter  $\sigma_k$ , untuk kelas  $C_k$  ditentukan dengan rumus :

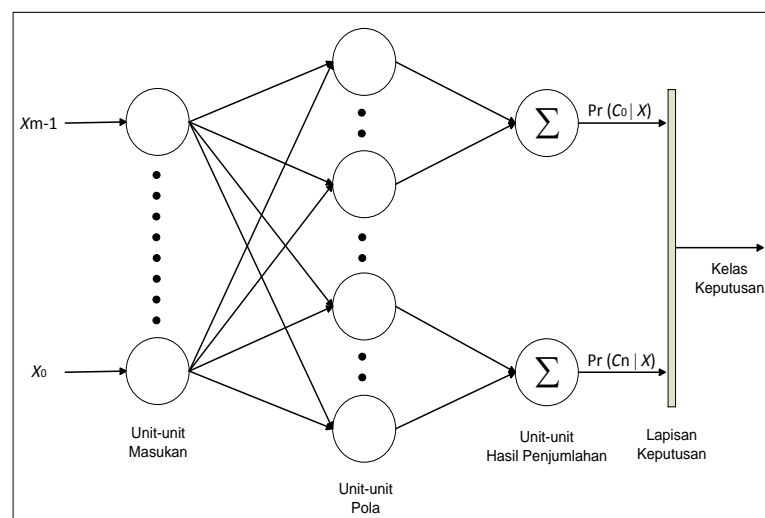
$$\sigma_k = g \cdot d_{avg}[k] \quad (2.27)$$

Pemilihan konstanta  $g$ , agar jaringan memiliki akurasi pengklasifikasian yang tinggi diperoleh melalui percobaan, karena konstanta  $g$  dipengaruhi oleh jumlah kelas, dimensi pola latih, dan jumlah anggota himpunan pelatihan.

Arsitektur jaringan syaraf tiruan probabilistik diperlihatkan pada Gambar

2.10. Jaringan tersebut memiliki empat lapisan yang terdiri atas :

1. Lapisan dengan  $m$  unit masukan yang menerima vektor masukan  $x$ .
2. Lapisan unit-unit pola yang terhubung penuh dengan pola masukan.
3. Lapisan unit-unit hasil penjumlahan yang terhubung penuh dengan tiap kelas.
4. Lapisan keputusan untuk memilih nilai yang terbesar.



Gambar 2.10 Arsitektur jaringan syaraf tiruan probabilistik (Suyanto, 2011)

Berikut contoh ilustrasi proses perhitungan dalam Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik, dengan fungsi pnn sebagai berikut:

$$net = newpnn(P,T,spread)$$

P : matriks masukan berukuran RxQ yang berisi Q vektor masukan

T : matriks klas target berukuran SxQ yang berisi Q vektor target

Spread : lebar (penyebaran) fungsi basis radial (default = 0.1).

Misalkan masukan data terletak pada matriks P dan target terletak pada vektor T sebagai berikut :

$$P = [0 -1 -2 5 1 6 10 8 12; 0 1 3 3 7 -1 3 8 -1];$$

$$T = [1 1 1 2 2 2 3 3 3];$$

Kemudian vektor target T harus diubah ke dalam bentuk vektor, dengan instruksi :  $Tt = ind2vec(T)$ ;. Kemudian dibentuk jaringan probabilistik, net, dengan nilai  $spread = 0.01$ , dengan instruksi  $net = newpnn(P,Tt,0.01)$ ;. Jaringan ini akan menghasilkan bobot-bobot :

Bobot\_Masukan =

0	0
-1	1
-2	3
5	3
1	7
6	-1
10	3
8	8
12	-1

Hasilnya dapat dilihat dengan instruksi

$$Ht = sim(net,P);$$

$$H = vec2ind(Ht);$$

Hasilnya adalah :

$$H = 1 1 1 2 2 2 3 3 3$$

### 2.2.10 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi mendefinisikan nilai keluaran dari suatu neuron dalam level aktivasi tertentu berdasarkan nilai keluaran pengkombinasian linier. Ada beberapa macam fungsi aktivasi yang biasanya digunakan pada Jaringan Syaraf Tiruan, diantaranya adalah :

1. Fungsi Ambang Undak Biner (*Threshold function*)

Disini digunakan nilai ambang  $\theta$  sebagai batasnya, secara matematis fungsi ini dapat dituliskan sebagai berikut.

$$y(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < \theta \\ 1, & \text{jika } x \geq \theta \end{cases} \quad (2.28)$$

2. Fungsi Saturating Linier (*Piecewise-linier function*)

Fungsi ini akan bernilai 1 jika masukan-nya lebih dari  $\frac{1}{2}$ . Jika nilai masukan terletak antara  $-\frac{1}{2}$  dan  $\frac{1}{2}$  maka keluaran-nya bernilai sama dengan nilai masukan ditambah  $\frac{1}{2}$ . Jika nilai masukannya kurang dari  $-\frac{1}{2}$  maka fungsi bernilai 0, secara matematis fungsi ini dapat ditulis sebagai berikut.

$$y(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq \frac{1}{2} \\ x + \frac{1}{2}, & \text{jika } -\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{jika } x \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (2.29)$$

3. Fungsi Sigmoid Biner (*Sigmoid function*)

Fungsi ini membutuhkan nilai keluaran yang terletak pada interval 0 sampai 1, secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut (Sutojo, 2011).

$$y(x) = \frac{1}{1 + \exp(-ax)} \quad (2.30)$$

Dengan :

$\theta$  adalah nilai ambang

$x$  adalah nilai masukan

$y(x)$  merupakan keluaran dari masukkan nilai  $x$

### BAB III

#### METODE PENELITIAN

##### 3.1 Bahan Penelitian

Bahan penelitian diperoleh dari pengambilan citra wajah sebanyak 10 orang dengan tiap orangnya masing-masing diambil 30 citra wajah, 15 citra wajah untuk pelatihan dan 15 citra wajah untuk pengujian. Setiap orang diambil citra wajah dari beberapa sudut, intensitas cahaya dan jarak yang berbeda. Semua proses pengambilan citra wajah tersebut dilakukan dalam ruangan dengan 3 jenis intensitas cahaya.

Proses pengambilan citra wajah pada penelitian ini diambil dengan 5 sudut pengambilan citra wajah, 3 perbedaan intensitas cahaya dan 2 jarak pengambilan citra wajah. Dengan proses pengambilan citra wajah tersebut untuk 1 orang didapatkan basisdata sebanyak 60 citra wajah.

Semua citra wajah tersebut diperoleh dari proses pengulangan pengambilan citra seperti terlihat pada Tabel 3.1. Sedangkan untuk proses pencocokan data citra wajah diperoleh dari citra wajah secara waktu nyata (*realtime*) dari akuisisi citra menggunakan webcam secara langsung.

Tabel 3.1 Faktor pengambilan citra wajah tiap orang

Intensitas Cahaya (lux)	Jarak	Gerakan Ekspresi dan Sudut	Jumlah
3 perbedaan intensitas cahaya	2 perbedaan jarak	Depan ( 2x )	12 citra
		Dari depan ke atas ( 2x )	12 citra
		Dari depan ke bawah ( 2x )	12 citra
		Dari depan ke kanan ( 2x )	12 citra
		Dari depan ke kiri ( 2x )	12 citra

### 3.2 Alat Penelitian

Berikut ini alat yang digunakan pada tahap pelatihan dan tahap pengujian terhadap pengenalan citra wajah, dalam prosesnya dibutuhkan peralatan baik perangkat lunak maupun perangkat keras seperti berikut :

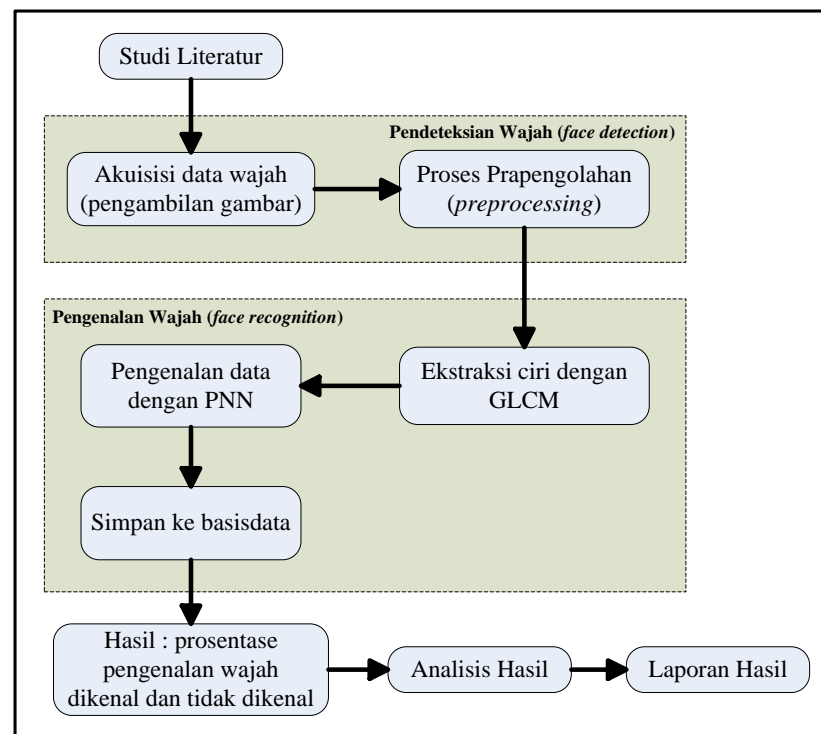
- a) Kebutuhan perangkat keras (*hardware*) berupa : Komputer dengan *Processor Pentium IV* 2,8 GHz atau yang lebih tinggi, Memori 1 Gb atau yang lebih tinggi, *Harddisk* 120 Gb atau yang lebih tinggi.
- b) Kamera Video.
- c) Alat ukur intensitas cahaya Lux Meter.
- d) Kebutuhan perangkat lunak (*software*) berupa: Sistem Operasi, dan perangkat MATLAB.

### 3.3 Desain Penelitian

Desain penelitian merupakan bagian dari jalannya proses penelitian yang akan dijelaskan pada metode pengembangan sistem. Pemilihan metode sangat menentukan dalam proses pengembangan sistem, pemilihan metode hendaknya memperhatikan aspek-aspek seperti proses penjadwalan (waktu), tenaga, pikiran, biaya dan lainnya yang dibutuhkan dalam penyelesaian penelitian ini.

#### 3.3.1 Metode Pengumpulan Data

Studi literatur merupakan metode pengumpulan data yang dilakukan untuk mendapatkan pengetahuan tentang sistem biometrika, pengenalan pola, pengenalan wajah, pengolahan citra, pusat massa (*centroid*), prapemrosesan, ekstraksi ciri dengan GLCM, jaringan syaraf tiruan probabilistik, fungsi aktivasi dan penentuan nilai ambang. Studi literatur juga diperlukan untuk mendapatkan informasi penelitian-penelitian sebelumnya tentang deteksi pengenalan wajah yang telah diterapkan. Gambaran secara keseluruhan tentang sistem yang dibangun pada penelitian ini adalah sebagai berikut.



Gambar 3.1. Desain penelitian

### 3.3.2 Metode Pengembangan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan sebagai pengujian dan pengetesan disini bersifat purwarupa dan menggunakan program aplikasi MATLAB. Adapun metode yang digunakan dalam pembuatan perangkat lunak ini menggunakan *System Development Life Cycle* (SDLC). Didalam SDLC terdapat tahapan-tahapan pengembangan model purwarupa yaitu:

1. Analisis kebutuhan

Tahapan ini melakukan analisis kebutuhan yang bertujuan untuk mengetahui informasi, model dan spesifikasi dari sistem yang akan dibangun.

2. Pengembangan purwarupa

Tahapan ini melakukan perancangan dan pembuatan purwarupa sesuai dengan kebutuhan sistem.

3. Evaluasi purwarupa

Tahapan ini melakukan evaluasi terhadap purwarupa tersebut apakah sudah sesuai atau belum dengan kebutuhan sistem.

#### 4. Pengembangan perangkat lunak

Tahapan ini melakukan pembuatan perangkat lunak yang telah sesuai dengan kebutuhan dan mengembangkan sampai menjadi sebuah sistem aplikasi.

#### 5. Pengujian

Tahapan ini merupakan proses pengujian terhadap perangkat lunak yang dilakukan untuk memastikan apakah sudah sesuai dengan kebutuhan atau belum.

### 3.4 Analisis Kebutuhan

Sistem yang dibutuhkan dalam identifikasi citra wajah adalah sebagai berikut.

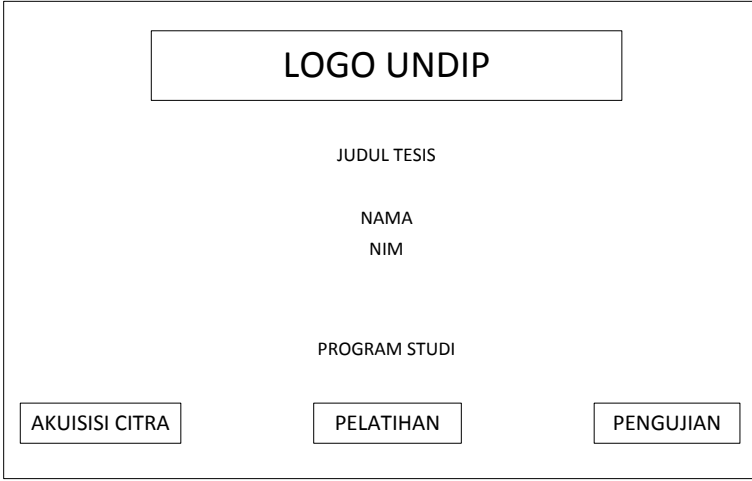
1. Sistem mampu mengenali citra wajah dengan berbagai jenis berkas seperti jpg, jpeg dan bmp.
2. Sistem dikembangkan dengan menggunakan 2 tahap pengambilan data yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian.
3. Sistem mampu mengenali wajah dengan proses segmentasi wajah yang dilakukan guna menentukan pusat massa (*centroid*).
4. Sistem dikembangkan menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM.
5. Sistem membentuk jaringan syaraf tiruan probabilistik yang tersimpan dalam basisdata pada tahap pelatihan.
6. Sistem membandingkan ciri GLCM di tahap pengujian dengan basisdata yang telah terbentuk.
7. Sistem mampu mengenali citra wajah dengan menyebutkan identitas wajah orang.
8. Sistem diharapkan mampu mengenali citra wajah hingga 90% pengenalan.

### 3.5 Pembuatan Purwarupa

#### 3.5.1 Tampilan Utama

Rancangan dari tampilan utama menampilkan logo undip, judul tesis, nama dan nim, program studi, tombol **AKUISISI CITRA**, tombol **PELATIHAN** dan tombol **PENGUJIAN** seperti tampak pada Gambar 3.2. Pada tombol

**AKUISISI CITRA** merupakan langkah awal untuk mendapatkan citra wajah sebagai bahan untuk proses pelatihan maupun proses pengujian. Tombol **PELATIHAN** berfungsi memproses pembentukan jaringan yang disimpan dalam basisdata dengan jaringan syaraf tiruan probabilistik. Sedangkan tombol **PENGUJIAN** berfungsi untuk menguji kecocokan citra wajah hasil bidikan dari kamera dengan basisdata citra wajah hasil pembentukan pada proses pelatihan.

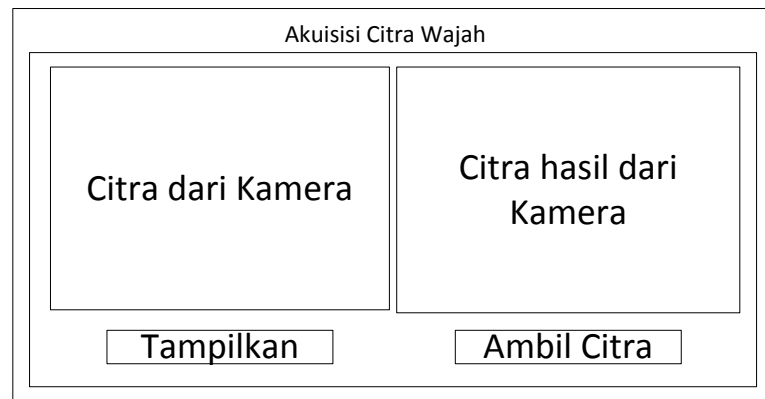


The image shows a screenshot of the initial application interface. At the top center, there is a box containing the text "LOGO UNDIP". Below this, there are several input fields for user information: "JUDUL TESIS", "NAMA", "NIM", and "PROGRAM STUDI". At the bottom of the interface, there are three buttons: "AKUISISI CITRA", "PELATIHAN", and "PENGUJIAN".

Gambar 3.2 Tampilan awal program aplikasi

### 3.5.2 Tampilan Akuisisi Citra Wajah

Pada proses akuisisi citra wajah disini dilakukan proses pengambilan data berupa citra wajah, tampilan rancangan dari proses akuisisi citra wajah seperti tampak pada Gambar 3.3. Pada rancangan proses akuisisi citra wajah menampilkan gambar citra wajah yang tampil pada kolom **Citra dari Kamera** setelah memilih tombol **Tampilkan** sedangkan tombol **Ambil Citra** akan merekam citra wajah dalam bentuk gambar yang tampil pada kolom **Citra hasil Kamera**. Hasil dari proses akuisisi citra tersebut kemudian disimpan dalam sebuah folder dengan nama berkas disesuaikan dengan jarak, intensitas cahaya dan posisi.



Gambar 3.3 Tampilan proses akuisisi citra wajah

### 3.5.3 Tampilan Pelatihan Data

Pada rancangan tampilan tahap pelatihan data menampilkan rancangan seperti tampak pada Gambar 3.4.

Gambar 3.4 Tampilan proses pelatihan data

Tampilan tahap pelatihan data terdiri dari isian **Lokasi data latih**, tombol **Browse**, isian **Parameter Spread**, isian **Jumlah foto latih tiap user**, kolom hasil **Waktu Pelatihan**, tombol **Latih**, isian **Nama Jaringan** dan tombol **Simpan**. **Lokasi data latih** merupakan lokasi kumpulan berkas citra wajah yang di latih, cara mengisi **Lokasi data latih** ada 2 cara, yang pertama yaitu dengan mengetikkan direktori lokasi kumpulan berkas citra wajah dan yang kedua dengan memilih tombol **Browse** lalu kita pilih folder kumpulan citra wajah. **Parameter Spread** secara default bisa kita isi dengan rentang 0,5 sampai dengan 0,01, yang artinya memiliki tingkat sebaran kesalahan antara 50% sampai dengan 1%. **Jumlah foto latih tiap user** di isi dengan jumlah foto yang dilatih. Kolom **Waktu**

**Pelatihan** merupakan waktu hasil pencatatan selama proses pelatihan dalam satuan detik. Hasil dari proses pelatihan dapat disimpan dengan mengisikan nama basisdata dengan nama default "basisdata.mat" pada kolom isian **Nama Jaringan** kemudian tekan tombol **Simpan**.

### 3.5.4 Tampilan Pengujian Data

Pada rancangan tampilan pengujian data seperti tampak pada Gambar 3.5 dapat dijelaskan seperti berikut.

The image shows a software interface for data testing, divided into two main sections: 'Masukan' (Input) and 'Hasil' (Output).

**Masukan (Input):**

- Two text input fields: 'Basisdata Jaringan' and 'Citra Wajah', each with a 'Browse' button to its right.
- Two large rectangular areas: 'Citra dari Kamera' on the left and 'Citra hasil dari Kamera' on the right.
- Three buttons: 'Preview' is positioned between the two image areas; 'Ambil Citra' is below 'Preview'; 'Pengenalan' is centered below the 'Citra hasil dari Kamera' area.

**Hasil (Output):**

- A large rectangular area on the left labeled 'Citra hasil pengenalan'.
- Three text input fields on the right, labeled 'Dikenali sebagai', 'Nama', 'Waktu Pengenalan', and 'Status'.
- A text input field at the bottom labeled 'Direktori file citra hasil pengenalan'.

Gambar 3.5 Tampilan proses pengujian data

Pada tampilan tahap pengujian data terdiri dari isian **Basisdata Jaringan**, tombol **Browse** milik **Basisdata Jaringan**, isian **Citra Wajah**, tombol **Browse** milik **Citra Wajah**, tombol **Preview**, area **Citra dari kamera** setelah menekan tombol **Preview**, tombol **Ambil Citra**, area **Citra hasil dari kamera** setelah memilih tombol **Ambil Citra**, tombol **Pengenalan**, hasil citra **Dikenali Sebagai**, area **Citra hasil pengenalan**, kolom **Nama** hasil pengenalan wajah berupa nama pemilik citra wajah, kolom **Waktu Pengenalan** merupakan waktu yang diperlukan selama proses pengenalan, kolom **Status** akan menampilkan hasil pengenalan dengan menampilkan **PENGENALAN BENAR** atau **PENGENALAN SALAH** dan kolom direktori berkas citra hasil pengenalan

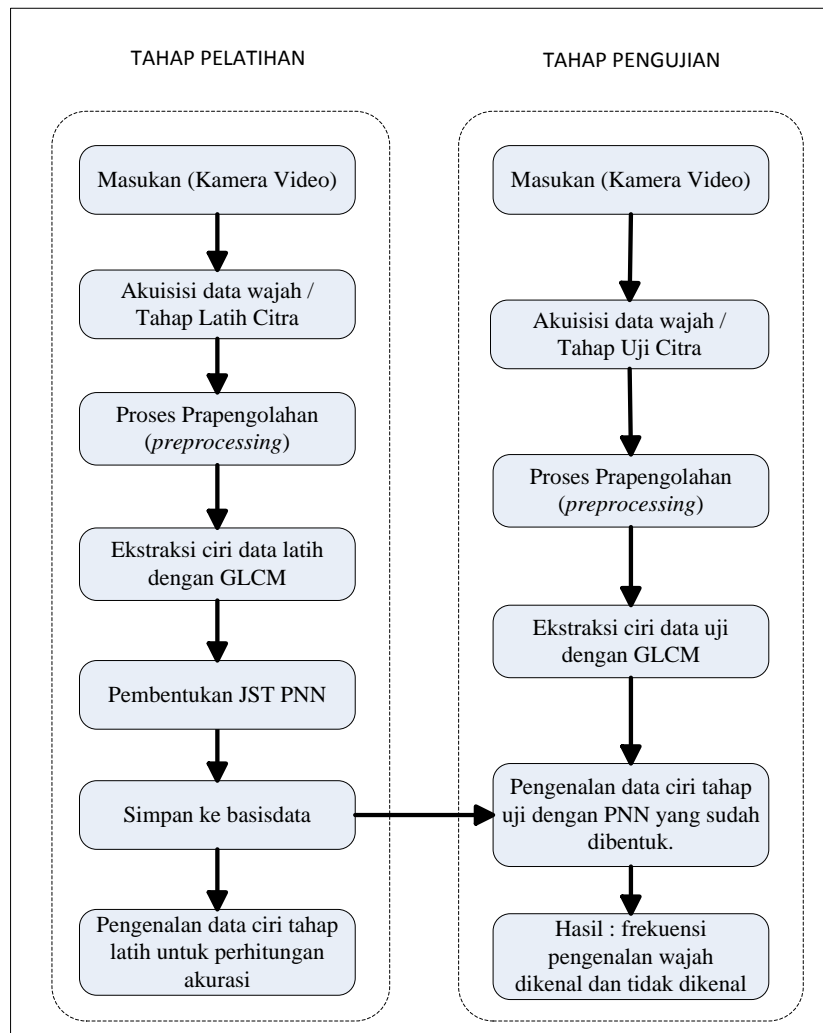
citra. Isian **Basisdata Jaringan** diperoleh dari basisdata hasil tahap pelatihan, sedangkan isian **Citra Wajah** merupakan isian citra wajah berupa berkas citra wajah yang proses pengujiannya secara tidak langsung. Tombol **Preview** untuk menampilkan citra wajah dari kamera yang tampil pada area **Citra hasil pengenalan**, sedangkan tombol **Ambil Citra** merupakan tombol perintah untuk mengambil citra dari hasil tombol **Preview** yang hasilnya ditampilkan pada sisi area **Citra hasil dari kamera** di sebelah kanan. Tombol **Pengenalan** merupakan tombol proses membandingkan basisdata dari berkas yang berada pada isian **Basisdata Jaringan** dengan citra wajah yang ada pada area **Citra hasil dari kamera**. Hasil pengenalan citra wajah ditampilkan pada area **Citra hasil pengenalan** dan lokasi berkasnya.

### 3.6 Perancangan

Perancangan sistem secara keseluruhan dapat dijabarkan seperti tampak pada Gambar 3.6. Dalam proses perancangan ini terbagi dalam 2 tahap pengambilan data yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian.

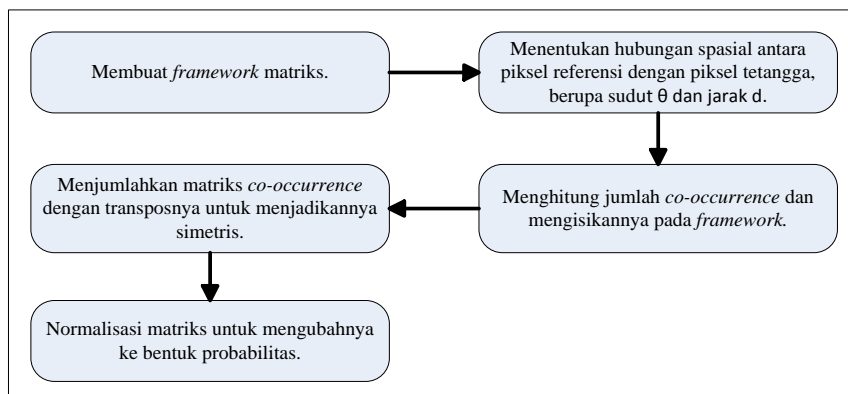
Berikut jalannya sistem blok pengambilan data tahap pelatihan:

- a. Masukan kamera video, pada tahap pelatihan pertama-tama yang perlu disiapkan adalah kamera video sebagai proses masukan pada pengambilan data citra wajah.
- b. Akuisisi data wajah / tahap pelatihan citra wajah, pada tahap pelatihan dilakukan proses pengambilan citra wajah (*image capturing*) secara tidak langsung menggunakan kamera video kemudian hasil citra wajah disimpan dalam folder sesuai dengan nama pemilik citra wajah tersebut.
- c. Pada tahap prapengolahan dilakukan normalisasi ukuran citra. Merubah citra dari RGB ke dalam bentuk derajat keabuan, memperbaiki kualitas citra masukkan agar memudahkan proses pengenalan tanpa menghilangkan informasi utamanya, mencari pusat masa (*centroid*) pada mata kiri, mata kanan dan mulut dari citra wajah, memotong dan membuang bagian daerah selain wajah sehingga hanya bagian wajah saja yang diproses dan normalisasi pencahayaan ketika mengambil citra masukkan.



Gambar 3.6 Blok diagram sistem pengenalan wajah

- d. Ekstraksi ciri data tahap pelatihan dengan GLCM, diperoleh dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Dalam aplikasi ini ada 4 GLCM yang digunakan dalam menentukan feature pada citra yaitu GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $0^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $45^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $90^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $135^0$ . Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik yang merepresentasikan citra yang diamati seperti terlihat prosesnya pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Blok diagram ekstraksi ciri dengan GLCM

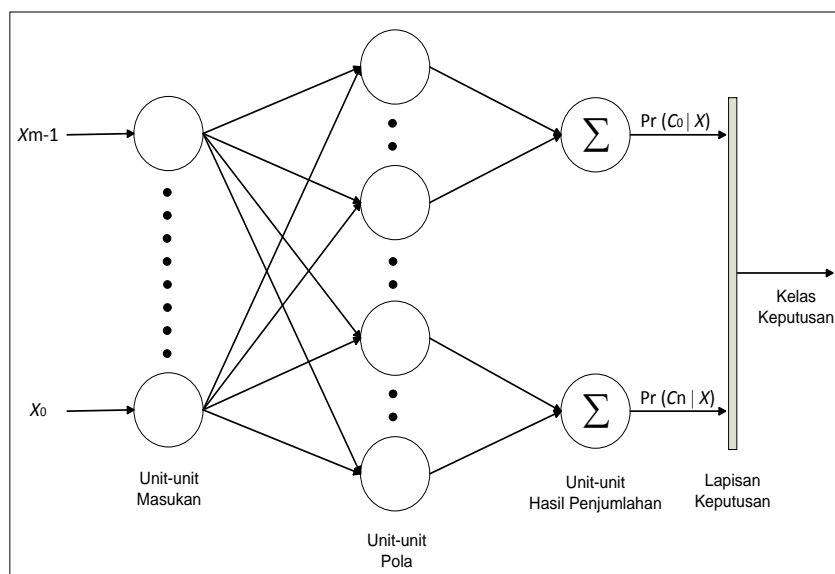
Ciri statistik GLCM yang digunakan adalah :

- Kontras (*Contrast*), merupakan hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.
- Korelasi (*Correlation*), menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.
- Energi (*Energy*), menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.
- Homogenitas (*Homogeneity*), secara matematis adalah kebalikan dari kontras GLCM, yaitu keseragaman intensitas keabuan pada citra.
- Pembentukan jaringan syaraf tiruan probabilistik, pada tahap ini data diuji dengan data ciri tahap pelatihan itu sendiri kemudian hasilnya disimpan sebagai jaringan dalam bentuk basisdata.
- Simpan jaringan ke basisdata, pada tahap pelatihan data wajah dari berbagai posisi dan beberapa ekspresi yang berupa matriks setelah dilakukan pembentukan jaringan maka data citra tersebut disimpan ke dalam jaringan basisdata, yang nantinya digunakan sebagai pembanding pada proses pengenalan wajah.

Sedangkan jalannya sistem blok pengambilan data pada tahap pengujian sebagai berikut:

- a. Masukan kamera video, pada tahap pengujian pertama-tama yang perlu disiapkan adalah kamera video sebagai proses masukan dari sebuah sistem pengenalan wajah.
- b. Akuisisi data wajah / tahap pengujian citra wajah, pada tahap pengujian dilakukan proses pengambilan citra wajah (*image capturing*) yang dapat dilakukan secara tidak langsung maupun secara langsung / waktu nyata (*realtime*) menggunakan kamera video setelah terdeteksi adanya citra wajah pada tampilan windows dari webcam.
- c. Pada tahap prapengolahan dilakukan normalisasi ukuran citra. Merubah citra dari RGB ke dalam bentuk derajat keabuan, memperbaiki kualitas citra masukkan agar memudahkan proses pengenalan tanpa menghilangkan informasi utamanya, mencari pusat massa (*centroid*) dari citra wajah, memotong dan membuang bagian daerah selain wajah sehingga hanya bagian wajah saja yang diproses dan normalisasi pencahayaan ketika mengambil citra masukkan.
- d. Ekstraksi ciri data tahap pelatihan dengan GLCM, diperoleh dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Dalam aplikasi ini ada 4 GLCM yang digunakan dalam menentukan feature pada citra yaitu GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $0^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $45^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $90^0$ , GLCM dengan jarak spasial 1 dan sudut  $135^0$ . Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik yang merepresentasikan citra yang diamati seperti terlihat prosesnya pada Gambar 3.7.
- e. Hasil keluaran berupa ciri dari GLCM pada tahap pengujian kemudian dimasukkan ke dalam jaringan basisdata yang sudah dibentuk pada tahap pelatihan, untuk dicocokkan data citra wajahnya. Hasil dari pencocokan ini menghasilkan data dikenali atau tidak dikenal.

Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan seperti Gambar 3.8 terdiri atas 4 unit, yaitu unit masukan, unit pola, unit jumlah, dan unit keputusan.



Gambar 3.8 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik

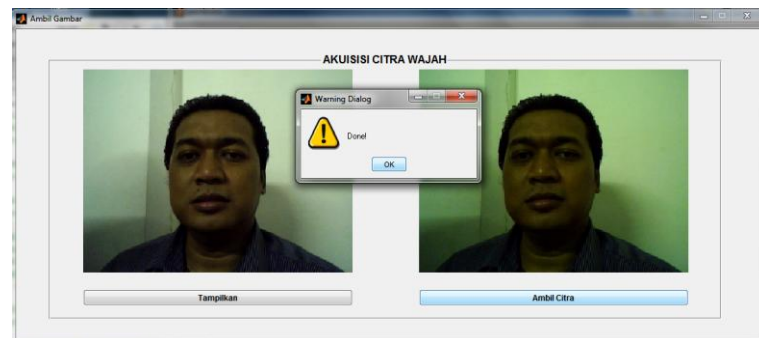
Pada penelitian ini unit masukan yang terhubung ke semua unit pola berjumlah 16, unit pola yang terhubung ke unit jumlah dari kelas yang sama dicoba dengan jumlah yang berbeda beda yaitu pada jumlah neuron 300, 150, 100 dan 50, sedangkan unit yang terhubung ke unit keputusan berjumlah sama uaitu 10. Unit keputusan memutuskan kelas (label) dari masukan.

Dalam prosesnya fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid biner. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai keluaran yang terletak pada interval 0 sampai 1. Fungsi ini bisa digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai outputnya 0 atau 1. Sedangkan algoritma pembelajarannya menggunakan metode pembelajaran terawasi karena keluaran yang diharapkan sudah dapat diketahui sebelumnya.

### 3.6.1 Tahap Akuisisi Citra

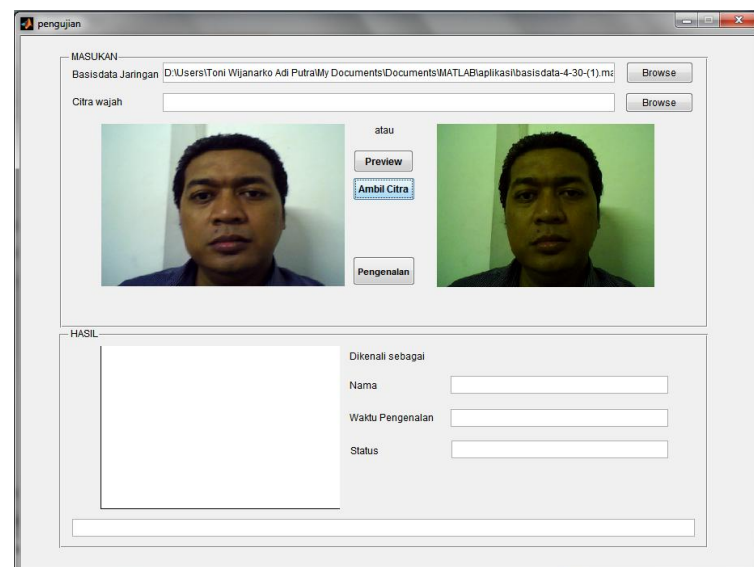
Citra wajah diperoleh secara langsung dengan menggunakan kamera video. Proses pengambilan citra wajah dilakukan sebanyak 5 kali dari 5 sudut yang berbeda, 3 kategori intensitas cahaya dan 2 jarak yang berbeda masing-masing diambil sebanyak 2 kali, sehingga akan menghasilkan 30 citra wajah

untuk setiap orangnya. Data citra wajah sebanyak 30 terbagi menjadi 2 yaitu 15 untuk data pelatihan dan 15 untuk data pengujian. Sedangkan latar belakang tidak harus terang atau gelap serta tidak memiliki latar belakang atau background yang rumit. Proses pengambilan citra wajah pada tahap pelatihan menggunakan perangkat MATLAB, seperti terlihat pada Gambar 3.9.



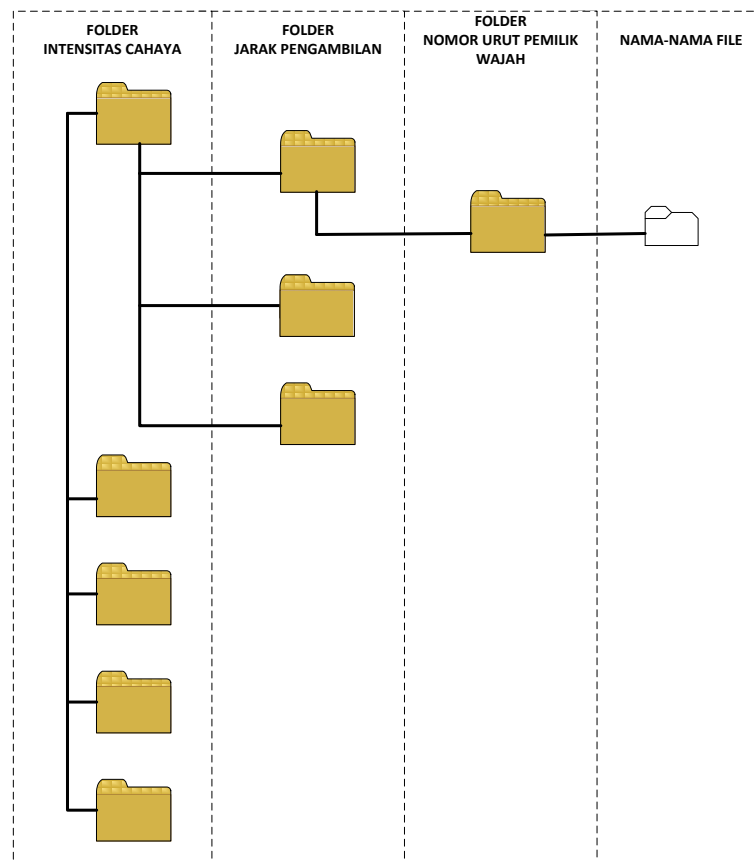
Gambar 3.9 Akuisisi citra wajah tahap latih

Proses pengambilan citra wajah pada tahap pengujian menggunakan perangkat MATLAB seperti terlihat pada Gambar 3.10, pada tahap pengambilan citra wajah diusahakan pada jarak 30 cm, 50 cm dan penerangan yang cukup serta tidak memiliki latar belakang atau background yang rumit.



Gambar 3.10 Akuisisi citra wajah tahap pengujian

Pada tahap pelatihan citra wajah hasil akuisisi dengan menggunakan perangkat MATLAB dapat dikelompokkan kedalam beberapa folder dengan pemberian nama folder sesuai dengan jenis pengambilan citra wajah dan pemilik citra wajah. Pada proses penyimpanannya terdiri dari 3 folder jenis intensitas cahaya kemudian di setiap folder tersebut terdapat 2 folder jarak dan di setiap folder jarak terdapat folder pemilik citra wajah. Gambar 3.11 merupakan tampilan urutan folder basisdata citra wajah.



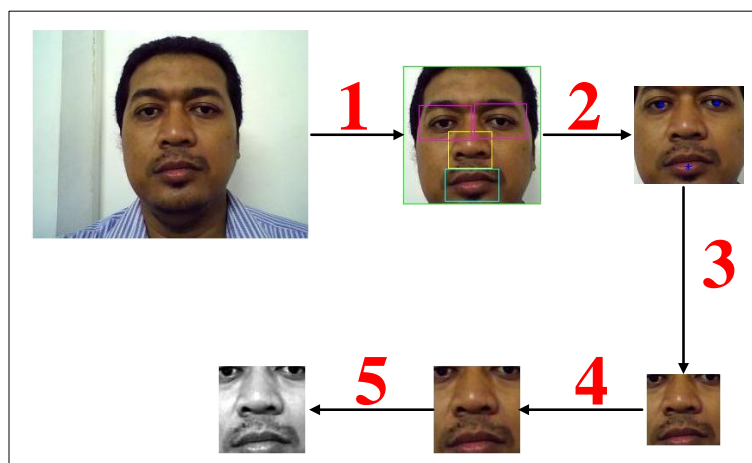
Gambar 3.11 Susunan folder penyimpan berkas citra wajah

### 3.6.2 Tahap Prapengolahan

Pada tahap prapengolahan dilakukan normalisasi ukuran citra wajah, citra wajah yang diperoleh memiliki ukuran yang beragam, oleh karena itu harus diseragamkan sehingga memiliki ukuran yang sama. Tahapan prapengolahan

meliputi menentukan pusat massa (*centroid*) yang diambil pada kotak mata kiri, kotak mata kanan dan kotak mulut, kemudian dilakukan pemotongan citra wajah dengan acuan pusat massa (*centroid*), memperbaiki kualitas citra masukkan agar memudahkan proses pengenalan tanpa menghilangkan informasi utamanya, memotong dan membuang bagian daerah selain wajah sehingga hanya bagian wajah saja yang diproses, mengubah ukuran citra menjadi 100 x 100 piksel, mengubah citra dari RGB ke dalam bentuk derajat keabuan dan normalisasi pencahayaan ketika pengambilan citra wajah. Hal ini semua perlu dilakukan untuk menjamin kelancaran pada proses berikutnya.

Berikut beberapa tahapan dalam prapemrosesan yang dilakukan seperti ditunjukkan pada Gambar 3.12 sebagai berikut:



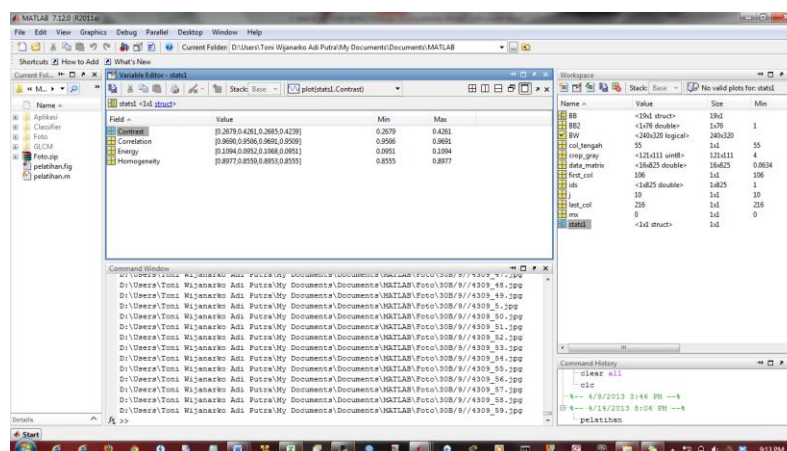
Gambar 3.12 Prapemrosesan citra wajah dari format RGB ke format keabuan

1. Citra wajah hasil pengambilan dari kamera video ukuran 320 x 240 piksel dengan format RGB. Kemudian di segmentasi menggunakan fungsi detector wajah yang ada pada perangkat MATLAB dengan toolbox komputer vision.
2. Menentukan pusat masa (*centroid*) pada area mata kiri, mata kanan dan mulut dengan garis kotak. Kemudian dilakukan proses pemotongan berdasarkan kotak mata kiri, mata kanan dan mulut. Hasil dari langkah 3 tampak bahwa latar belakang masih terlihat maka perlu dilakukan langkah selanjutnya.

3. Memotong dan membuang latar belakang dengan mengacu pusat masa (centroid) pada mata kiri, mata kanan dan mulut.
4. Merubah ukuran citra wajah agar seragam dengan ukuran 100 x 100 piksel.
5. Merubah citra wajah dari RGB ke dalam format keabuan.

### 3.6.3 Tahap Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri diperoleh dengan menghitung hubungan ketetangaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Dalam aplikasi ini ada 4 sudut dan dengan jarak spasial 1 yang digunakan dalam menentukan ciri pada citra wajah yaitu sudut  $0^{\circ}$ , sudut  $45^{\circ}$ , sudut  $90^{\circ}$ , dan sudut  $135^{\circ}$ . Setelah diperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik yang merepresentasikan citra wajah yang diamati. Seperti terlihat pada Gambar 3.13, ciri statistik GLCM yang akan digunakan adalah :



Gambar 3.13 Contoh ciri matriks hasil dari ekstraksi ciri

1. Kontras (*Contrast*), merupakan hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.
2. Korelasi (*Correlation*), menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.
3. Energi (*Energy*), menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.

4. Homogenitas (*Homogeneity*), secara matematis adalah kebalikan dari kontras GLCM, yaitu keseragaman intensitas keabuan pada citra.

### **3.6.4 Tahap Pendaftaran Citra**

Tahap pendaftaran citra wajah dilakukan berdasarkan kelompok intensitas cahaya dan jarak dengan mengekstraksi ciri-ciri dari beberapa citra wajah dan hasil yang diperoleh disimpan ke dalam basisdata. Pada tahap ini akan dilakukan pendaftaran 10 kali pada 3 intensitas cahaya yang berbeda dan di setiap intensitas cahaya dilakukan pada 2 jarak yang berbeda, sehingga akan didapatkan citra wajah sebanyak 60 untuk setiap orangnya.

### **3.6.5 Tahap Pengujian Citra**

Pengujian sistem dilakukan untuk mendapatkan keakurasian dari metode yang digunakan. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan citra wajah secara waktu nyata (*realtime*) dari basisdata tahap pengujian dan hasil pengenalan wajah pada tahap pelatihan. Proses pengujian citra wajah dilakukan dengan menggunakan metode PNN.

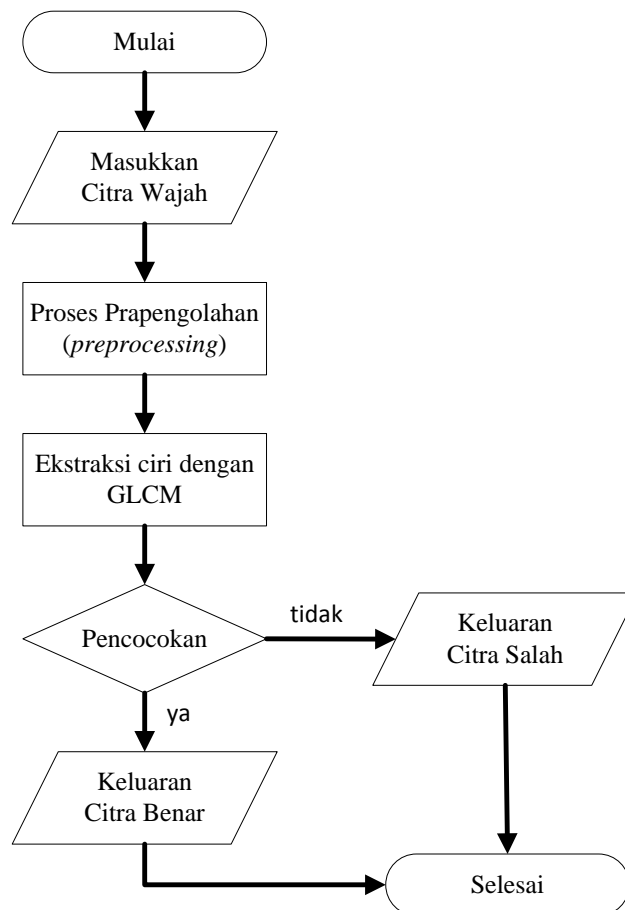
### **3.6.6 Tahap Keputusan**

Setelah pengujian selesai, maka diambil suatu kesimpulan untuk tingkat keakurasian pengenalan wajah berdasarkan posisi, intensitas cahaya dan jarak. Pada tahap ini diharapkan menghasilkan suatu keputusan berupa jawaban pengenalan wajah cocok atau tidak cocok.

## **3.7 Algoritma Program**

Ekstraksi ciri bertujuan untuk menentukan ciri-ciri dari suatu citra wajah yang mampu membedakan antara citra wajah yang satu dengan citra wajah yang lain, serta dapat dilakukan suatu proses komputasi. Proses pencocokan adalah membandingkan ciri citra pengujian dengan ciri citra dalam basisdata. Hasil perbandingan ini berupa kesamaan nilai, semakin tinggi nilai kesamaannya

semakin tinggi pula nilai kebenarannya. Adapun algoritma ekstraksi ciri yang akan dilakukan seperti Gambar 3.14 berikut :



Gambar 3.14 Algoritma proses identifikasi citra wajah

1. Masukkan citra wajah berupa berkas jpg dan bmp dengan ukuran 320 x 240 piksel.
2. Proses prapengolahan (*preprocessing*) merupakan proses normalisasi ukuran citra wajah, merubah citra dari RGB ke dalam bentuk derajat keabuan, memperbaiki kualitas citra, mengubah ukuran dengan membuang daerah selain wajah.
3. Ekstraksi ciri dengan GLCM merupakan proses penghitungan hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu (sudut  $0^0$ , sudut  $45^0$ , sudut  $90^0$ , dan sudut  $135^0$ ).

4. Pencocokan merupakan proses pengenalan ciri data citra wajah pada tahap pelatihan dari basisdata dengan ciri data citra wajah tahap uji.
5. Keluaran citra berupa pengenalan citra wajah, pada tahap ini diharapkan menghasilkan suatu keputusan berupa jawaban pengenalan wajah cocok atau tidak cocok.

### **3.8 Tahap Implementasi dan Pengujian**

Hasil penelitian ini berupa implementasi dan pengujian sistem. Tahapan implementasi akan menjelaskan mulai dari bagaimanan proses pengumpulan data, merancang dan mengimplementasikan sistem. Data citra wajah diperoleh dari hasil pemotretan sebanyak 10 orang dengan tiap orang rata-rata didapat citra wajah sebanyak 60 citra wajah. Tingkat keberhasilan sistem dapat diukur dengan menghitung prosentase tingkat pengenalan benar dan tingkat penerimaan salah.

## Daftar Pustaka

- Albregtsen, F., 2008. *Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices*, Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo.
- Araghi, L.F., Khaloozade, H., dan Arvan, M.R., 2009. *Ship Identification Using Probabilistic Neural Networks (PNN)*. *Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists*, Vol II IMECS, March 18-20, Hong Kong.
- Arifin, S.Z., 2007. *Pengaruh Intensitas Cahaya Matahari dan Triakontanol Terhadap Pertumbuhan dan Hasil Biji Bayam*, Jurnal Agronomi Vol. 11 No. 1, Fakultas Pertanian UPN "Veteran" Yogyakarta.
- Ashari, A., Ikhwanudin, 2013. *Kajian Terhadap Kenyamanan Ruang Teori Di Fakultas Teknik Universitas Negeri Yogyakarta Ditinjau Dari Pencahayaan Alami Dan Pencahayaan Campuran*, Jurnal Teknik Sipil, Universitas Negeri Yogyakarta.
- Bayu, S., Hedriawan, A., dan Susetyoko, R., 2009. *Penerapan Face Recognition Dengan Metode Eigenface dalam Intelligent Home Security*, skripsi, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya, Sukolilo, Surabaya.
- Carrillo, C.M., 2003. *Continuous Biometric Authentication for Authorized Aircraft Personnel*, Thesis, Civilian, Naval Postgraduate School B.S, Computer Science, New Mexico State University, Monterey, California.
- Emary, I.M.M., dan Ramakrishnan, S., 2008. *On the Application of Various Probabilistic Neural Networks in Solving Different Pattern Classification Problems*, World Applied Sciences Journal 4 (6), 772-780.
- Falasev, R.S., Hidayatno, A., dan Isnanto, R., 2011. *Pengenalan Sidik Jari Manusia Dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-Occurrence Matrix)*, Makalah Tugas Akhir Universitas Diponegoro. Semarang.
- Fatta, H.A., 2009. *Rekayasa Sistem Pengenalan Wajah*, Andi Offset, Yogyakarta.
- Febrianto, Y., 2012. *Pengklasifikasian Kualitas Keramik Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur Statistik*, Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma.
- Ganis, K.Y., Santoso, I., Isnanto, R., 2011. *Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-Occurrence Matrix-GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian*, Undergraduate thesis, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Undip.

- Gill, G.S., dan Sohal, J.S., 2008. *Battlefield Decision Making : A Neural Network Approach*, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, Vol.4, No.8, 697-699.
- Ghorpade, S., Ghorpade, J., Mantri, S., Ghorpade, D., 2010. *Neural Networks for Face Recognition using SOM*, *IJCT Vol.1 Issue 2, Desember*.
- Gorodnichy, D.O., 2004. *Introduction to the First IEEE Workshop on Face Processing in Video*, *Conference Publications*, 27 – 02 Juni, 61.
- Harmoko, S.A., Kusumoputro, B., Rangkuti, M., 2004. *Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Probabilistic Neural Network Untuk Pengenalan Cacat Pengelasan*, Departemen Fisika FMIPA, Universitas Indonesia, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia.
- Heriana, O., Widodo, T.S., Soesanti, I., dan Tjokronagoro, M., 2011. *Klasifikasi Citra Kanker Payudara dengan Menggunakan Algoritma Fuzzy C means*. *Jurnal Elektronika, Universitas Gajah Mada Yogyakarta, Vol.11, No.2*.
- Jain, A., Hong, L., and Pankanti, S., 2000. *Biometric Identification*, *Communications of The ACM*, Vol 43, No 2, 91-99.
- Kadir, A., dan Susanto, A., 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, Penerbit ANDI Yogyakarta.
- Kadir, A., Nugroho, L.E., Susanto, A., dan Santosa, P.I., 2011. *Neural Network Application on Foliage Plant Identification*, *International Journal of Computer Application (0975-8887)*, Vol.29. No.9, 15-22.
- Khrisna, D.A., Hidayatno, A., dan Isnanto, R., 2011. *Identifikasi Objek Berdasarkan Bentuk dan Ukuran*, Makalah Tugas Akhir Universitas Diponegoro, Semarang.
- Kulkarni, A.H., dan Patil, S.B., 2012. *Automated Garment identification and defect detection model based on Texture Features and PNN*, *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology*, Vol. 1, Issue 2 July.
- Kung, S.Y., 1999. *Synergistic Modeling and Applications of Hierarchical Fuzzy Neural Networks*, *Proceedings of the IEEE* Vol. 87 No.9, 1550-1574.
- Kusuma, A.A., Isnanto, R., Santoso, I., 2011. *Pengenalan Iris Mata Menggunakan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan*, Undergraduate thesis, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik.
- Limanto, S, dan Arief, T.D., 2005. *Studi Awal Aplikasi Teori Fuzzy Set Pada Perusahaan Readymix Concrete Dalam Memilih Pemasok Material Beton*, *Civil Engineering Dimension*, Vol.7, No.1, 46-56, March 2005.

- Maheshwary, P., dan Sricastava, N., 2009. *Prototype System for Retrieval of Remote Sensing Images based on Color Moment and Gray Level Co-Occurrence Matrix*, IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 3.
- Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K., dan Prabhakar, S., 2009. *Handbook of Fingerprint Recognition*, Second Edition, Springer-Verlag London Limited.
- Mao, K.Z., Tan, K.C., dan Ser, W., 2000. *Probabilistic Neural-Network Structure Determination for Pattern Classification*, IEEE Transactions on neural networks, Vol. 11 No.4.
- Nie, F., Gao, C., Guo, Y., dan Gan, M., 2011. *Two-dimensional minimum local cross-entropy thresholding based on co-occurrence matrix*, Computer and Electrical Engineering 37, 757-767.
- Prasetyo, E., 2011. *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya dengan MATLAB*, Andi, Yogyakarta.
- Purnomo, M.H., dan Muntasa, A., 2010. *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Putra, D., 2009. *Sistem Biometrika. Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*, Andi Offset, Yogyakarta.
- Putra, D., 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Andi Offset. Yogyakarta.
- Santhanam, T., dan Radhika, S., 2011. *Probabilistic Neural Network – A Better Solution for Noise Classification*, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Vol. 27 No.1, 39-42.
- Sumarno, L., 2007. *Pengenalan Huruf Tulisan Tangan Berderau dan Terskala Berbasis Ekstraksi Ciri DCT dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Probabilistik*, SIGMA, Vol. 10, No. 2, Juli, 185-197.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., dan Suhartono, V., 2011. *Kecerdasan Buatan*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Suyanto, S.T., 2011. *Artificial Intelligence*, Informatika. Bandung.
- Tori, E.K., 2012. *Analisis Pengaruh Intensitas Cahaya pada Pengepakan Bando di Mesin Injection CV*. Prima Lestari, Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik Universitas Mercu Buana Jakarta.
- Tran, D.H., Ng, A.W.M., Perera, B.J.C., Burn, S., dan Davis, P., 2006. *Application of probabilistic neural networks in modeling structural deterioration of stormwater pipes*, Urban Water Journal, Vol.3, No 3, September 2006, 175-184.

- Vinitha, K.V., 2009. *Face Recognition using Probabilistic Neural Networks*, Conference Publications, 9 - 11 Desember, 1388-1393.
- Wibowo, A., Ajie, S., Hidayatno, Achmad, Rizal, I., 2011. *Analisis Deteksi Tepi Untuk Mengidentifikasi Pola Daun*, Undergraduate thesis, Teknik Elektro Universitas Diponegoro.
- Zhou, S., Krueger, V., dan Chellappa, R., 2003. *Probabilistic recognition of human faces from video*, Computer Vision and Image Understanding 91, 214-245.