

**IDENTIFIKASI CITRA SIDIK JARI MENGGUNAKAN
METODE *INTERPOLASI NEAREST NEIGHBOUR*,
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS, DAN
*NAIVE BAYES CLASSIFIER***

SKRIPSI

Oleh :
MUSFIROH
NIM. 10650054



**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2015**

**IDENTIFIKASI CITRA SIDIK JARI MENGGUNAKAN
METODE *INTERPOLASI NEAREST NEIGHBOUR*,
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS, DAN
*NAIVE BAYES CLASSIFIER***

SKRIPSI

**Diajukan kepada :
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri
Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)**

**Oleh :
MUSFIROH
NIM. 10650054**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2015**

**IDENTIFIKASI CITRA SIDIK JARI MENGGUNAKAN
METODE *INTERPOLASI NEAREST NEIGHBOUR*,
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN
*NAIVE BAYES CLASSIFIER***

SKRIPSI

Oleh :

Nama : Musfiroh
NIM : 10650054
Jurusan : Teknik Informatika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Telah Disetujui, 6 Januari 2015

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Irwan Budi Santoso M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

Dr. Cahyo Crysdiان
NIP. 19740424 200901 1 008

Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Informatika

Dr. Cahyo Crysdiان
NIP. 19740424 200901 1 008

**IDENTIFIKASI CITRA SIDIK JARI MENGGUNAKAN
METODE *INTERPOLASI NEAREST NEIGHBOUR*,
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN
*NAIVE BAYES CLASSIFIER***

SKRPSI

Oleh :

Musfiroh

NIM. 10650054

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)
Tanggal, 12 Januari 2015

Susunan Dewan Penguji :

TandaTangan

- | | | | | | |
|----|----------------|---|--|---|---|
| 1. | PengujiUtama | : | <u>Dr. M. Amin Hariyadi, M.T</u>
NIP. 19670118 200501 1 001 | (|) |
| 2. | KetuaPenguji | : | <u>A'la Syauqi, M.Kom</u>
NIP. 19771201 200801 1 007 | (|) |
| 3. | Sekretaris | : | <u>Irwan Budi Santoso M.Kom</u>
NIP. 19770103 201101 1 004 | (|) |
| 4. | AnggotaPenguji | : | <u>Dr. Cahyo Crysdiان</u>
NIP. 19740424 200901 1 008 | (|) |

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika

Dr. Cahyo Crysdiان
NIP. 19740424 200901 1 008

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini :

Nama : Musfiroh
NIM : 10650054
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Penelitian : Identifikasi Citra Sidik Jari Menggunakan Metode
*Interpolasi Nearest Neighbour, Principal
Component Analysis, dan Naive Bayes Classifier.*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 12 Januari 2015
Yang Membuat Pernyataan,

Musfiroh
NIM. 10650054

HALAMAN MOTTO

﴿ Kegagalan akan terjadi bila kita menyerah. Maka bersabarlah dalam menghadapi segala urusan kalian walaupun cobaan datang silih berganti dan teramat berat untuk dihadapi. Sesungguhnya Allah bersama orang yang sabar ﴾

وَاسْتَعِينُوا بِالصَّبْرِ وَالصَّلَاةِ إِنَّهَا لَكَبِيرَةٌ إِلَّا عَلَى الْخَاشِعِينَ ﴿٤٥﴾
الَّذِينَ يَظُنُّونَ أَنَّهُم مُّلتَقُوا رَبَّهُمْ وَأَنَّهُمْ إِلَيْهِ رَاجِعُونَ ﴿٤٦﴾

” Dan mintalah pertolongan (kepada) Allah dengan sabar dan sholat. Dan sesungguhnya yang demikian itu sungguh berat, kecuali bagi orang-orang yang khusyu’, (yaitu) orang-orang yang menyakini , bahwa mereka akan menemui Robb-nya dan bahwa mereka akan kembali kepada-Nya ” (QS Al Baqarah : 45 - 46)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Yang utama dari segalanya...

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang.
Alhamdulillah...sujud syukur kepada Allah SWT, penguasa semesta alam. Atas karunia, hidayah, petunjuk dan kemudahan yang Engkau berikan dalam menyelesaikan skripsi ini. Sholawat dan salam selalu terlimpahkan keharibaan Revolusioner Akbar Rasulullah Muhammad SAW.

Karya sederhana ini ku persembahkan untuk orang yang paling aku cintai, beliau adalah Ibu dan Ayahku.

Teruntuk Ibuku Siti Robiaturokhamah, dan ayahku Munawar Ilham Abdullah

Tercinta dan Tersayang Sepanjang Masa...

Sebagai tanda bakti, hormat, sayang, pengorbanan, dan rasa terima kasih yang tiada terhingga Firoh haturkan kepada Ibu dan ayahku yang telah memberikan kasih sayang, segala dukungan, dan cinta kasih yang tiada terhingga. Terima kasih juga atas do'a dan motivasinya buat Firoh. Semoga ini menjadi langkah awal kesuksesan bagi Firoh untuk membuat ibu dan ayah bahagia. "Semoga Allah Selalu Menjaga, menyayangi beliau, memberikan keselamatan dan kebahagiaan di dunia juga di akhirat"

Amin..

Sodaraku Mas Jarot

Untuk Ma Jarot, terima kasih banyak atas bimbingannya selama ini sehingga penyelesaian skripsi Firoh berjalan dengan lancar dan sesuai diharapkan. Terima kasih juga atas do'a dan motivasinya buat Firoh. "Semoga Allah membalas semuanya di dunia maupun di akhirat

kelak"

Amin...

KATA PENGANTAR



Segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat serta karuniaNya kepada penulis sehingga bisa menyelesaikan skripsi dengan judul “Identifikasi Citra Sidik Jari Menggunakan Metode *Interpolasi Nearest Neighbour, Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*” dengan baik.

Shalawat serta salam semoga tercurah kepada Nabi Agung Muhammad SAW yang telah membimbing umatnya dari gelapnya kekufuran menuju cahaya Islam yang terang benderang.

Penulis menyadari keterbatasan pengetahuan yang penulis miliki, karena itu tanpa keterlibatan dan sumbangsih dari berbagai pihak, sulit bagi penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Maka dari itu dengan segenap kerendahan hati penulis ucapkan terima kasih kepada :

1. Irwan Budi Santoso, M.Kom selaku dosen pembimbing I yang telah meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan, memberi masukan, kemudahan, serta memberi kepercayaan kepada penulis dalam pengerjaan skripsi.
2. Dr. Cahyo Crys dian, selaku dosen pembimbing II dan Ketua Jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, yang telah meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan,

memberi masukan, kemudahan serta memberikan kepercayaan kepada penulis dalam pengerjaan skripsi.

3. Totok Chamidy, M. Kom, selaku dosen wali yang sudah membimbing, memberi masukan dan saran ketika penulis mengalami kesulitan selama proses perkuliahan dari semester awal sampai semester akhir.
4. Seluruh Dosen Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah memberikan bimbingan, mengalirkan ilmu, pengetahuan, pengalaman dan wawasan sebagai pedoman dan bekal bagi penulis.
5. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini. Semoga Allah SWT memberikan balasan yang sesuai atas jasa dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis.

Sebagai penutup, penulis menyadari dalam skripsi ini masih banyak kekurangan dan jauh dari sempurna. Semoga apa yang menjadi kekurangan bisa disempurnakan oleh peneliti selanjutnya. Harapan penulis, semoga karya ini bermanfaat dan menambah khasanah ilmu pengetahuan bagi kita semua, Amin.

Malang, 12 Januari 2015

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvi
ABSTRAK	xix
ABSTRACT.....	xx
الخلاصة	xxi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	7
1.5 Manfaat Penelitian	7
1.6 Sistematika Penelitian	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1 Pengertian Sidik Jari	10
2.2 Pengolahan Citra Digital.....	11
2.2.1 Penerapan Pengolahan Citra Digital	13

2.2.2	Komponen Dalam Sistem Pengolahan Citra Digital	14
2.2.3	Tahapan Pengolahan Citra Digital	15
2.3	<i>Interpolasi Nearest Neighbour</i>	17
2.4	<i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	18
2.5	Estimasi Parameter	24
2.6	<i>Naive Bayes Classifier</i>	26
2.7	Penelitian Terkait	31
BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM		35
3.1	Platform Yang Digunakan	35
3.2	Deskripsi Sistem	35
3.2.1	Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	36
3.2.2	Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	38
3.3	Desain Sistem	41
3.3.1	Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	41
3.3.1.1	Desain Data Sistem	42
3.3.1.2	Desain Proses Sistem	42
3.3.1.2.1	Proses <i>Training</i>	43
3.3.1.2.2	Proses <i>Testing</i>	48
3.3.2	Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	52
3.3.2.1	Desain Data Sistem	52
3.3.2.2	Desain Proses Sistem	53
3.3.2.2.1	Proses <i>Training</i>	54
3.3.2.2.2	Proses <i>Testing</i>	58
3.4	Perancangan Antarmuka	61
3.4.1	Desain <i>Interface</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan	

Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	61
3.4.2 Desain <i>Interface</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	65
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	68
4.1 Spesifikasi Platform Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Yang Digunakan	68
4.2 Penjelasan Program.....	69
4.2.1 Halaman Utama	69
4.2.2 Halaman Proses <i>Training</i>	71
4.2.2 Halaman Proses <i>Identifikasi</i>	77
4.3 Uji Coba Sistem.....	81
4.3.1 Langkah-Langkah Uji Coba.....	81
4.3.2 Hasil Uji Coba Proses <i>Training</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	83
4.3.3 Hasil Uji Coba Proses <i>Identifikasi</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	94
4.3.4 Hasil Uji Coba Proses <i>Identifikasi</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	100
4.4 Pembahasan.....	112
4.4.1 Pembahasan Uji Coba Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	113
4.4.2 Pembahasan Uji Coba Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	123

4.5 Integrasi Identifikasi Sidik Jari Menurut Pandangan Islam	135
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	139
5.1 Kesimpulan	139
5.2 Saran	140
DAFTAR PUSTAKA	141
LAMPIRAN	



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Spesifikasi Platform Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Yang Digunakan	68
Tabel 4.2 Akurasi proses <i>training</i> 2 kelas dengan 25 data per kelas	85
Tabel 4.3 Akurasi proses <i>training</i> 3 kelas dengan 25 data per kelas	86
Tabel 4.4 Akurasi proses <i>training</i> 3 kelas dengan 10 data per kelas	88
Tabel 4.5 Akurasi proses <i>training</i> 3 kelas dengan 8 data per kelas	89
Tabel 4.6 Akurasi proses <i>training</i> 5 kelas dengan 25 data per kelas	91
Tabel 4.7 Akurasi proses <i>training</i> 10 kelas dengan 10 data per kelas	92
Tabel 4.8 Hasil Uji Coba Percobaan 1	95
Tabel 4.9 Hasil Uji Coba Percobaan 2	96
Tabel 4.10 Hasil Uji Coba Percobaan 3	96
Tabel 4.11 Hasil Uji Coba Percobaan 4	97
Tabel 4.12 Hasil Uji Coba Percobaan 5	97
Tabel 4.13 Hasil Uji Coba Percobaan 6	98
Tabel 4.14 Hasil Uji Coba Percobaan 7	98
Tabel 4.15 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 1 Sebanyak 15 Ciri Eigen	102
Tabel 4.16 Hasil Uji Coba Percobaan 1 Menggunakan 6 Ciri <i>Eigen</i>	102
Tabel 4.17 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 2 Sebanyak 15 Ciri Eigen	103
Tabel 4.18 Hasil Uji Coba Percobaan 2 Menggunakan 12 Ciri <i>Eigen</i>	103
Tabel 4.19 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 3 Sebanyak 15 Ciri Eigen	104
Tabel 4.20 Hasil Uji Coba Percobaan 3 Menggunakan 15 Ciri <i>Eigen</i>	105

Tabel 4.21 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 4 Sebanyak 15 Ciri Eigen	105
Tabel 4.22 Hasil Uji Coba Percobaan 4 Menggunakan 1 Ciri <i>Eigen</i>	106
Tabel 4.23 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 5 Sebanyak 15 Ciri Eigen	106
Tabel 4.24 Hasil Uji Coba Percobaan 5 Menggunakan 4 Ciri <i>Eigen</i>	107
Tabel 4.25 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 6 Sebanyak 15 Ciri Eigen	108
Tabel 4.26 Hasil Uji Coba Percobaan 6 Menggunakan 1 Ciri <i>Eigen</i>	109
Tabel 4.27 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 7 Sebanyak 15 Ciri Eigen	110
Tabel 4.28 Hasil Uji Coba Percobaan 7 Menggunakan 15 Ciri <i>Eigen</i>	110
Tabel 4.29 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 1 Dengan 10 Data Uji	113
Tabel 4.30 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 2 Dengan 15 Data Uji	114
Tabel 4.31 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 3 Dengan 15 Data Uji	115
Tabel 4.32 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 4 Dengan 6 Data Uji	116
Tabel 4.33 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 5 Dengan 25 Data Uji	117
Tabel 4.34 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 6 Dengan 50 Data Uji	118
Tabel 4.35 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 7 Dengan 100 Data Uji	120
Tabel 4.36 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 1 Dengan 10 Data Uji	123
Tabel 4.37 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 2 Dengan 15 Data Uji	124
Tabel 4.38 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 3 Dengan 15 Data Uji	125
Tabel 4.39 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 4 Dengan 6 Data Uji	126
Tabel 4.40 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 5 Dengan 25 Data Uji	127
Tabel 4.41 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 6 Dengan 50 Data Uji	128
Tabel 4.42 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 7 Dengan 100 Data Uji	130

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Klasifikasi Sidik Jari (a) <i>Olly(berminyak)</i> , (b) <i>Neutral(netral)</i> , (c) <i>Dry(kotor)</i>	11
Gambar 2.2 Komponen Sistem Pengolahan Citra Digital	14
Gambar 3.1 Blog Diagram Proses Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	37
Gambar 3.2 Blog Diagram Proses Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	40
Gambar 3.3 Blog Diagram Proses Secara Umum Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	42
Gambar 3.4 Hasil scanning citra sidik jari	44
Gambar 3.5 Hasilcropping citra sidik jari berukuran 300x200 pixel.....	44
Gambar 3.6 Citra digital sidik jari	45
Gambar 3.7 Potongan <i>Source Code</i> pembentukan <i>Grayscale</i> dan <i>resize</i>	46
Gambar 3.8 Flowchart Input Hasil Ekstrasi <i>Fitur</i> ke Database	46
Gambar 3.9 Flowchart Proses Estimasi Paramater	47
Gambar 3.10 Blog Diagram Proses <i>Testing</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	48
Gambar 3.11 <i>Flowchart</i> Aturan Diskriminan <i>Naive Bayes Classifier</i>	50
Gambar 3.12 <i>Flowchart</i> Proses Menghitung Nilai Argument Max	51
Gambar 3.13 Blog Diagram Proses Secara Umum Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	53

Gambar 3.14	Blog Diagram Proses Ekstraksi Fitur dengan PCA.....	55
Gambar 3.15	Flowchart Input Hasil Ekstraksi <i>Fitur</i> ke Database	56
Gambar 3.16	Flowchart Proses Estimasi Parameter	57
Gambar 3.17	Blog Diagram Proses <i>Testing</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	58
Gambar 3.18	Desain <i>interface</i> Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	61
Gambar 3.19	Desain <i>Interface</i> Proses Training Identifikasi Sidik Jari Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	62
Gambar 3.20	Desain <i>Interface</i> Proses Testing Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	63
Gambar 3.21	Desain <i>interface</i> Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	64
Gambar 3.22	Desain <i>Interface</i> Proses <i>Training</i> Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	65
Gambar 3.23	Desain <i>Interface</i> Proses <i>Testing</i> Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	66
Gambar 4.1	Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	70
Gambar 4.2	Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	70
Gambar 4.3	Tampilan Halaman Proses <i>Training</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	72

Gambar 4.4	Tampilan Halaman Proses <i>Training</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	73
Gambar 4.5	<i>Source code</i> Mengambil data menjadi data training	74
Gambar 4.6	<i>Source code</i> mengumpulkan atau memisahkan data per kelas	75
Gambar 4.7	<i>Source code</i> perhitungan ekstraksi fitur PCA	76
Gambar 4.8	<i>Source code function</i> perhitungan estimasi parameter.....	77
Gambar 4.9	Halaman Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	78
Gambar 4.10	Halaman Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	78
Gambar 4.11	<i>Source code function</i> perhitungan <i>Naive Bayes Classifier</i>	80
Gambar 4.12	<i>Source code crosstab, confusionmatrik, dan akurasi testing groupdata</i>	81
Gambar 4.13	Uji Coba Proses <i>Training</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	84
Gambar 4.14	Hasil Uji Coba <i>Testing</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Interpolasi Nearest Neighbor</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	95
Gambar 4.15	Hasil Uji Coba <i>Testing</i> Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	101
Gambar 4.16	Grafik Studi Perbandingan Antara Akurasi Sistem Kombinasi <i>Interpolasi Nearest Neighbour</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i> dengan Kombinasi <i>Principal Component Analysis</i> dan <i>Naive Bayes Classifier</i>	133

ABSTRAK

Musfiroh 2015. **Identifikasi Citra Sidik Jari Menggunakan Metode *Interpolasi Nearest Neighbor, Principal Component Analysis, dan Naive Bayes Classifier***. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing : (I) Irwan Budi Santoso, M.Kom (II) Dr. Cahyo Crysdiyan

Kata Kunci : *Principal Component Analysis, Naive Bayes Classifier, Estimasi Paramater, Pengolahan Citra Digital*

Teknologi biometrik sidik jari merupakan salah satu teknologi biometrik yang penting dan memiliki keunikan yang berbeda antara manusia satu dengan yang lainnya. Dalam penelitian ini, peneliti mencoba untuk merancang suatu aplikasi identifikasi sidik jari dengan menerapkan metode *Interpolasi Nearest Neighbor, Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*. Terdapat dua sistem yang digunakan, yaitu sistem dengan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan sistem dengan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*. Penerapan metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, dan *Principal Component Analysis*. Metode ini digunakan sebagai proses ekstraksi fitur citra sidik jari yang nantinya hasil ekstraksi fiturnya digunakan untuk mencari nilai *mean* dan *varian* pada proses estimasi parameter untuk melakukan langkah selanjutnya yaitu proses pengklasifikasian dan pencocokan citra digital sidik jari. Salah satu metode yang digunakan untuk pengklasifikasian dan pencocokan citra digital sidik jari pada penelitian ini adalah metode *Naive Bayes Classifier*. *Naive Bayes Classifier* ini bekerja sangat baik dibandingkan dengan model *classifier* lainnya. Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan terhadap data uji coba dari dua sistem ini, hasil akurasi tertinggi diperoleh sebanyak 4 percobaan pada sistem dengan kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* dengan akurasi tertinggi pada percobaan 1, yaitu sebesar 80% sebanyak 2 kelas. Hasil dari penelitian ini, menunjukkan hasil yang kurang efektif menggunakan metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* dalam aplikasi identifikasi sidik jari.

ABSTRACT

Musfiroh 2015. **Identification of Fingerprint Image Using *Interpolation Nearest Neighbor, Principal Component Analysis, and Naive Bayes Classifier***. Thesis. Informatics Department of Faculty of Science and Technology, The state of Islamic University Maulana Malik Ibrahim Malang, Adviser: (I) Irwan Budi Santoso, M. Kom (II) Dr. Cahyo Crysdiان

Keywords: *Principal Component Analysis, Naive Bayes Classifier, Estimation Of Parameters, Digital Image Processing*

Biometric technology fingerprint is one of important biometric technology and has different uniqueness among humans with each other. In this research, researchers are trying to design an application identification of fingerprint by applying *Interpolation Nearest Neighbor, Principal Component Analysis, and Naive Bayes Classifier* method. There are two systems that are used, that is systems with a combination of *Interpolation Nearest Neighbor* and *Naive Bayes Classifier* method, and the system with a combination of *Principal Component Analysis* and *Naive Bayes Classifier* method. The application of feature extraction method in this research used *Interpolation Nearest Neighbor, and Principal Component Analysis* method. This method is used as the feature extraction process of fingerprint image that would result feature extraction is used to find the value of the mean and variance of parameter estimation process to perform the next step, that is a process of classification and matching digital fingerprints images. One of the methods used for classification and matching digital fingerprints images on this research is a *Naive Bayes Classifier* method. This *Naive Bayes Classifier* works very well in comparison with other classifier model. Based on the results of trials conducted against data from two trials of this system, the highest accuracy results retrieved four experiment on a system with a combination of *Nearest Neighbor Interpolation* and *Naive Bayes Classifier* with the highest accuracy in experiment 1, i.e. by 80% as much as 2 classes. The results of this research, shows the result of a less effective method using *Principal Component Analysis* and *Naive Bayes Classifier* in the application of fingerprint identification.

الخلاصة

مسفرة ٢٠١٥. والتعرف على بصمات الأصابع صورة الاستيفاء الطريقة عن طريق أقرب جار، تحليل المكون الرئيسي، وساذج بايز المصنف. البحث . القسم المعلوماتية. الكلية العلوم والتكنولوجيا الجامعة الحكومية الإسلامية في مالانج مولانا مالك إبراهيم. المشرف الاول : إيروان بودي سانتوسو الماجستير ، والمشرف الثاني : الدكتور جاهيونو جريسديان

الكلمات الرئيسية : أقرب جار الاستيفاء، تحليل المكون الرئيسي، ساذج بايز المصنف، تقدير معلمات، معالجة الصور الرقمية

التكنولوجيا بصمات الاصابع هي واحدة من التكنولوجيات الحيوية الهامة ومختلفة فريدة من نوعها بين واحدة إنسان آخر. في هذه الدراسة، ويحاول الباحثون لتصميم تطبيقات التعرف على بصمات الأصابع من خلال تطبيق أسلوب أقرب الجار الاستيفاء، تحليل المكون الرئيسي وساذج بايز المصنف. هناك نوعان من الأنظمة التي تستخدم، أي نظام مع مزيج من طريقة الاستيفاء أقرب جار وساذج بايز المصنف، والنظم مع مزيج من مدير تحليل مكون وساذج بايز المصنف. تطبيق أساليب الاستخراج الميزة المستخدمة في هذا البحث هو أقرب طريقة الجار الاستيفاء، وتحليل المكون الرئيسي. وتستخدم هذه الطريقة باعتبارها ميزة صورة عملية استخراج استخراج بصمة أن نتائجها سوف تستخدم لإيجاد المتوسط والتباين في عملية تقدير المعلمة لتنفيذ الخطوة القادمة هي عملية تصنيف ومطابقة صورة البصمات الرقمية. إحدى الطرق المستخدمة لتصنيف ومطابقة الصور الرقمية بصمة في هذه الدراسة هو طريقة ساذج بايز المصنف. السداجة بايز المصنف يعمل بشكل جيد جدا بالمقارنة مع النماذج المصنف أخرى. وبناء على نتائج التجارب التي أجريت على بيانات من تجربتين من هذا النظام، وهي أعلى النتائج الدقة التي حصلت عليها ٤ تجارب على نظام مع مزيج من أقرب الاستيفاء الجار وساذج المصنف بايز وفقا لأعلى دقة في التجربة ١، والذي هو ٨٠٪ بقدر ٢ الطبقة. نتائج هذه الدراسة، أظهر أسلوبا أقل فعالية من مدير تحليل مكون وساذج بايز المصنف في تطبيقات التعرف على بصمات الأصابع.

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Manusia adalah makhluk yang unik dan berbeda-beda satu satu sama lain. Ia memiliki berbagai karakteristik yang dapat digunakan untuk membedakan dirinya dengan individu lain. Karakteristik ini perlu diidentifikasi agar dapat digunakan untuk mengenali identitas seseorang.

Setelah dikaji dalam Al-Qur'an, ternyata Allah SWT telah menyinggung mengenai bentuk manusia yang memiliki karakteristik-karakteristik sendiri dan tercipta dalam bentuk sebaik-baiknya sebagaimana firman Allah dalam Surah At-Tin ayat 4 yaitu :

لَقَدْ خَلَقْنَا الْإِنْسَانَ فِي أَحْسَنِ تَقْوِيمٍ ﴿٤﴾

Artinya :

“4. Sesungguhnya Kami telah menciptakan manusia dalam bentuk yang sebaik-baiknya.”

Dengan perkembangan teknologi saat ini, telah banyak dikembangkan teknologi yang mampu mengidentifikasi individu dari karakter biologis individu yang dikenal dengan nama biometrik. Sistem biometrik adalah studi tentang metode otomatis untuk identifikasi dan verifikasi individu berdasarkan karakteristik fisik atau tingkah lakunya. Beberapa jenis biometrik yang sudah berhasil dikembangkan antara lain : sidik jari, retina, struktur wajah, suara,

tangan, dan lain sebagainya. Diantara jenis biometrik tersebut, sidik jari merupakan pilihan terbaik dengan prosentase pengguna sebesar 52% (Jain, 2003).

Sebelum teknologi biometrika, pengenalan identitas dilakukan dengan menggunakan metode konvensional. Metode konvensional ini masih digunakan secara luas sampai saat ini di berbagai bidang aplikasi. Penggunaan metode konvensional ini memiliki beberapa kelemahan seperti dalam mengenali identitas seseorang dengan cara menggunakan password atau dengan kartu identitas, sehingga password pemilik tersebut mudah diketahui. Metode diatas ternyata tidak cukup efektif, karena sangat mudah untuk disalahgunakan oleh pihak tidak berwenang. Maka dari itu, dengan adanya berbagai kelemahan metode konvensional diatas menjadi salah satu pemicu berkembangnya sistem biometrika. Pada sistem biometrika, untuk pengenalan identitas digunakan bagian tubuh atau perilaku pada seseorang seperti yang diungkapkan sebelumnya oleh Jain pada penelitiannya tentang sistem biometrik, sehingga kelemahan pada metode konvensional dapat dikurangi (Falasev *et al*, 2009). Teknik identifikasi secara biometrik ini memiliki keunggulan dalam hal keamanan dibandingkan dengan teknik konvensional. Keunggulan tersebut, disebabkan karena karakteristik secara biometrik tidak mudah untuk dicuri oleh pihak-pihak yang tidak berwenang. Oleh karena alasan ini pula, biometrik menjadi suatu hal yang penting untuk dibahas dalam upaya meningkatkan keamanan.

Sistem autentifikasi data menggunakan pola sidik jari telah terbukti keakuratannya sebagai identifikasi bila dibandingkan dengan sistem biometrik lainnya seperti retina mata atau DNA. Dengan berkembangnya ilmu biometrik,

akhirnya berkembang pula suatu sistem keamanan akses yang menggunakan karakteristik dari sidik jari sebagai password atau kunci untuk membuka akses keamanan tersebut. Berdasarkan hasil riset dari internasional biometric group, menyatakan bahwa 48% industri biometrik lebih suka menggunakan aplikasi sidik jari untuk produk mereka daripada menggunakan identifikasi biometrik lainnya, karena sifatnya yang universal, unik dan permanen pada tiap manusia (Abdullah, 2012).

Dalam dunia kepolisian, sidik jari juga menjadi suatu hal yang penting dalam hal mengidentifikasi identitas seseorang. Sidik jari menjadi suatu karakteristik fisiologis yang mungkin dapat ditemukan di tempat kejadian perkara sebuah kriminalitas. Umumnya, di negara maju pihak kepolisian telah memiliki basis data citra sidik jari yang terkomputerisasi, yang dapat digunakan untuk mencocokkan dengan citra sidik jari laten yang ditemukan. Salah satu citra yang telah lama digunakan dalam identifikasi ini pada sistem biometrik untuk mengidentifikasi pada berbagai kondisi sosial termasuk kontrol akses penyelidikan kejahatan dan tindak kriminal, serta identitas pribadi adalah citra sidik jari (Darujati *et al*, 2010). Selain itu, sidik jari tidak saja digunakan sebagai alat untuk mengungkap kriminalitas saja, tetapi juga mulai memasuki ranah yang lain, seperti untuk mesin absensi, teknologi akses kontrol pintu, fingerprint data secure, aplikasi retail, sistem payment dan lain sebagainya.

Pada penelitian Ariyanto (2013), menyatakan bahwa tentang sidik jari sekalipun hanya sedikit disebutkan dalam Kitab Undang Undang Hukum Acara Pidana (KUHAP), namun dikenal ada beberapa alat bukti sesuai ketentuan Pasal

184 KUHP, antara lain alat bukti keterangan saksi, keterangan ahli, surat, petunjuk, dan keterangan terdakwa. Sedangkan yang berkaitan erat dengan sidik jari adalah keterangan ahli dan petunjuk, yang mana isi dari pada dua alat bukti ini adalah yang dalam pelaksanaannya menyangkut sidik jari yang dianalisis dan disimpulkan dengan ahli. Demikian juga diperolehnya petunjuk adalah kesesuaian yang berdasarkan Pasal 188 ayat (2) KUHP, yang mana bukti petunjuk hanya didapat dari keterangan saksi, surat dan keterangan terdakwa. Dalam menyangkut pelaksanaan perbuatan pidana yang dilakukan secara fisik digunakan sidik jari sebagai pembuktian yang diakui kuat dan sah sebagai dasar pengambilan putusan oleh hakim. Hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa, kedudukan sidik jari sebagai alat bukti keterangan ahli dan alat bukti petunjuk sebagaimana yang terdapat dalam Pasal 184 KUHP. Sedangkan dalam hal kekuatan hukum sidik jari dalam mengungkap pelaku kejahatan sebagai alat bukti keterangan ahli dan alat bukti petunjuk dalam penyelesaian perkara pidana adalah kuat dan sah, sehingga dapat memberikan pengaruh dan menjadi pertimbangan hakim dalam mengambil suatu putusan (Ariyanto, 2013).

Karakteristik sidik jari setiap orang adalah unik dan secara normal tidak berubah selama hidupnya. Setiap orang, termasuk mereka yang terlahir kembar identik, memiliki pola sidik jari yang khas dan berbeda satu sama lain. Dari penelitian yang seksama, diperkirakan bahwa peluang dua orang, meskipun kembar, mempunyai pola sidik jari yang sama adalah lebih kecil dari satu di dalam satu milyar (Suroto, 2009). Itulah sebabnya, sidik jari menjadi tanda

pengenal manusia untuk membedakan seseorang dengan orang lainnya karena memiliki keunikan tersebut.

Dalam penelitian ini, peneliti mencoba untuk merancang suatu aplikasi identifikasi sidik jari dengan menerapkan metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*. Penerapan metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, dan *Principal Component Analysis*. Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* digunakan untuk menentukan nilai pixel citra sidik jari, sedangkan untuk metode *Principal Component Analysis* digunakan sebagai salah satu teknik ekstraksi fitur citra sidik jari untuk mereduksi data citra sidik jari yang sebelumnya berdimensi tinggi atau besar menjadi data citra sidik jari yang berdimensi rendah atau kecil yang nantinya hasil ekstraksi fiturnya digunakan untuk mencari nilai *mean* dan *varian* pada proses estimasi parameter untuk melakukan langkah selanjutnya yaitu proses pengklasifikasian dan pencocokan citra digital sidik jari. Salah satu metode yang digunakan untuk pengklasifikasian dan pencocokan citra digital sidik jari pada penelitian ini adalah metode *Naive Bayes Classifier*. *Naive Bayes Classifier* ini bekerja sangat baik dibanding dengan model *classifier* lainnya. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde dan Stone dalam jurnalnya yang berjudul “*Naive Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages*”. Mereka mengatakan bahwa *Naive Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model *classifier* lainnya” (Xemali *et al*, 2009).

Hasil akhir dari penelitian yang dilakukan penulis berupa perangkat lunak yang dapat mengidentifikasi sidik jari seseorang. Dengan penelitian ini, penulis berharap sistem identifikasi yang dihasilkan dapat menentukan pemilik sidik jari secara baik, dan dapat menghasilkan pengenalan pola sidik jari dengan tingkat akurasi yang lebih baik dan proses identifikasi yang lebih optimal dan efisien.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, maka perumusan masalah dalam penelitian ini yaitu :

- a. Bagaimana merancang dan membangun aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*?
- b. Bagaimana tingkat keakuratan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* dalam pembangunan aplikasi identifikasi sidik jari?

1.3 Batasan Masalah

Untuk mempercepat penyelesaian, maka perlu adanya batasan masalah, yaitu :

- a. Alat pemindai hanya digunakan untuk akuisisi data citra sidik jari, dan tidak terhubung langsung dengan sistem yang dibuat.
- b. Citra yang digunakan berupa gambar sidik jari dalam format gambar '.jpg', '.tif', '.bmp', '.png', dan '.gif'.

- c. Pengenalan sidik jari hanya digunakan untuk sidik jari ibu jari tangan kanan.
- d. Pengenalan pola sidik jari hanya dilakukan dalam posisi tegak.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu :

- a. Merancang dan membangun aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.
- b. Mengetahui tingkat keakuratan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* dalam pembangunan aplikasi identifikasi sidik jari.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil dalam penelitian ini diharapkan akan memberikan kontribusi terhadap perkembangan pengolahan citra digital khususnya dalam identifikasi sidik jari dan membantu pihak yang berkepentingan dalam mengidentifikasi sidik jari serta membuat suatu perangkat lunak yang mampu mengenali pola sidik jari yang lebih akurat dan fleksibel.

1.6 Sistematika Penelitian

Adapun sistematika penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut :

BAB I Pendahuluan

Dalam bab ini akan membahas ketentuan-ketentuan pokok dalam penyusunan skripsi, yaitu : latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan

masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi dan sistematika penyusunan laporan tugas akhir. Uraian pada bab pendahuluan ini memberikan gambaran kepada pembaca terkait maksud dan tujuan dalam penelitian identifikasi sidik jari menggunakan metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.

BAB II Landasan Teori

Dalam bab ini, akan dibahas masalah-masalah atau teori-teori yang mendasari analisa dalam penyusunan tugas akhir ini, yaitu : dasar teori yang berkaitan dengan pembahasan tentang sidik jari, metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis*, dan *Naive Bayes Classifier*. Teori yang dijabarkan akan menjadi acuan dalam melakukan perancangan sistem yang akan dibahas di bab III.

BAB III Analisa dan Perancangan

Dalam bab ini menjelaskan tentang analisa perancangan untuk membuat aplikasi yang dapat mengidentifikasi sidik jari, yaitu perancangan aplikasi yang terdiri atas spesifikasi kebutuhan software, desain sistem, dan langkah-langkah pembuatan aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.

BAB IV Hasil dan Pembahasan

Dalam bab ini menjelaskan tentang pengujian aplikasi untuk mengidentifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.

BAB V Penutup

Dalam bab ini berisi tentang kesimpulan dan saran yang diharapkan dapat bermanfaat untuk pengembangan pembuatan aplikasi untuk mengidentifikasi sidik jari menggunakan metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengertian Sidik Jari

Sidik jari adalah pola-pola guratan pada jari manusia. Pola-pola sidik jari manusia dibentuk sejak usia 4 bulan. *Ridge* atau pola garis yang menonjol pada sidik jari manusia mulai berkembang secara acak dan unik. Kecelakaan yang cukup fatal pada usia janin 4-7 bulan dapat mengubah pola sidik jari. Menjelang usia 8 bulan dan seterusnya pola sidik jari yang sudah terbentuk tidak akan berubah sekalipun permukaan jari dibakar atau dipotong karena setiap *ridge* sudah tertanam sampai pada kulit bagian dalam (Kardianto dan Adenan, 2003).

Sifat-sifat yang dimiliki oleh sidik jari, antara lain (Fahmiati, 2011):

1. *Perennial nature*, yaitu guratan-guratan pada sidik jari yang melekat pada kulit manusia seumur hidup.
2. *Immutability*, yaitu sidik jari seseorang tidak pernah berubah, kecuali mendapatkan kecelakaan yang serius.
3. *Individuality*, pola sidik jari adalah unik dan berbeda untuk setiap orang.

Dalam penelitian Darujati C pada tahun 2010, disebutkan bahwa distorsi sidik jari terbagi menjadi lima kategori, yaitu : berminyak, kering, kotor, terpotong sebagian dan rotasi seperti Gambar 2 (Darujati *et al*, 2010). Dalam penelitian Rahmat Syam pada tahun 2011 ditegaskan kembali bagaimana jenis distorsi kualitas citra (citra kering, berminyak, kotor, netral). Secara umum

kualitas sidik jari bergantung pada kebersihan/kejelasan *ridge* yang dipisahkan oleh *valley*. Sebuah citra sidik jari dapat berubah karena beberapa sebab oleh kondisi lingkungan, seperti temperatur/suhu, kelembaban, dan tekanan. Kualitas citra sidik jari bergantung pada kondisi kulit (Syam *et al*, 2011).



Gambar 2.1 Klasifikasi Sidik Jari (a) *Oily*(berminyak), (b)*Neutral*(netral), (c) *Dry*(kotor)

(Sumber : Syam *et al*, 2011)

Kulit kering cenderung menyebabkan kontak *ridge* tak konsisten dengan *scanner* dari permukaan *roll scanner* sehingga banyak struktur *ridge* mengisi piksel-piksel putih. Sebaliknya, lembah pada kulit berminyak cenderung terisi dengan uap air, sehingga lembah tersebut tampak hitam pada citra yang terlihat mirip dengan struktur *ridge*.

2.2. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi, warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometric), melakukan pemilihan citra ciri (feature images), melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan

objek, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, dan waktu proses data. Input dari pengolahan citra adalah citra, sedangkan outputnya adalah ciri hasil pengolahan (Sutoyo *et al*, 2009).

Secara umum, pengolahan citra digital menunjuk pada pemrosesan gambar dua-dimensi menggunakan komputer. Dalam konteks yang lebih luas, pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan setiap data dua-dimensi. Citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu. Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitudo f di titik koordinat (x,y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x, y, dan nilai amplitudo f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit, maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital (Putra, 2010).

Citra digital dapat ditulis dalam bentuk matrik sebagai berikut :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) \dots \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) \dots \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) \dots \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Nilai pada suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi x,y) disebut dengan *picture elements*, *image elements*, *pels*, atau *pixels*. Istilah terakhir yaitu *pixel* paling sering digunakan pada citra digital.

Sebuah *pixel* adalah sampel dari pemandangan yang mengandung intensitas citra yang dinyatakan dalam bilangan bulat. Sebuah citra adalah kumpulan *pixel-pixel* yang disusun dalam larik dua-dimensi. Indeks baris dan kolom (x,y) dari sebuah *pixel* dinyatakan dalam bilangan bulat. *Pixel (0,0)* terletak pada sudut kiri atas pada citra, indeks x bergerak ke kanan, dan indeks y bergerak ke bawah. Konvensi ini dipakai merujuk pada cara penulisan larik yang digunakan dalam pemrograman komputer (Ahmad, 2005).

2.2.1 Penerapan Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital memiliki spektrum aplikasi yang sangat luas. Dalam penerapannya terbagi menjadi beberapa bidang, yaitu (Ahmad, 2005) :

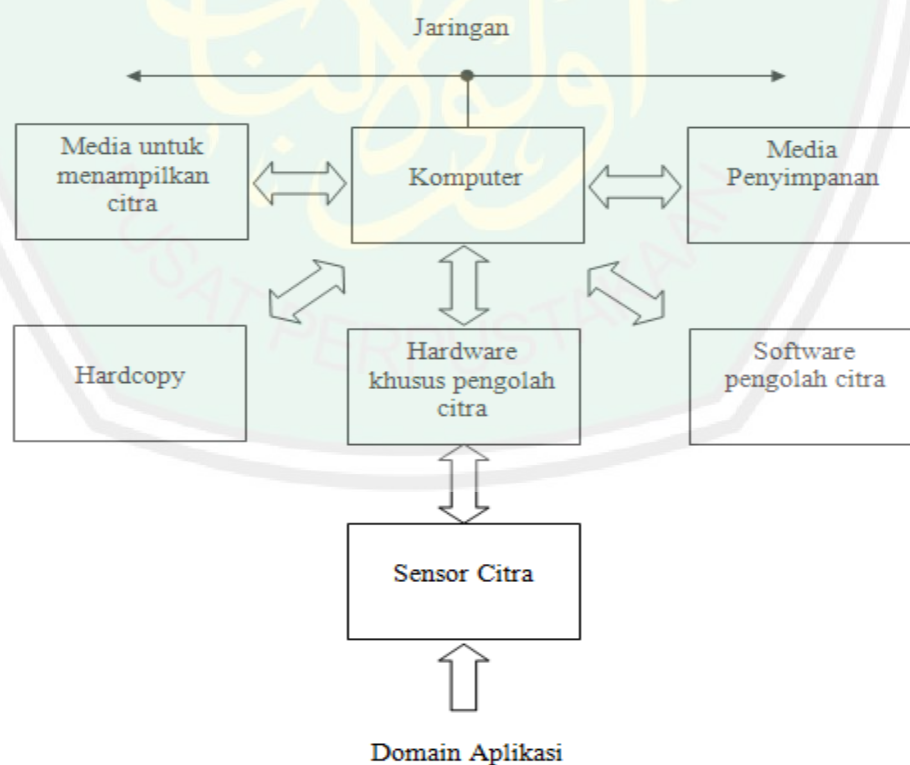
- a. Bidang Biomedis (*Biomedical*)
- b. Bidang Penginderaan Jarak Jauh (*Remote Sensing*)
- c. Bidang Biometrika
- d. Bidang Fotografi
- e. Bidang Desain Visual
- f. Identifikasi Objek-objek pada Suatu Citra
- g. Bidang volumetrik
- h. Meneliti Proses Dinamis
- i. OCR
- j. Bidang Penampatan Citra dan Video

k. Image Retrieval atau Image Querying

Penelitian ini termasuk penerapan pengolahan citra digital dalam bidang biometrika. Teknologi dalam pengamanan suatu sistem mengalami kemajuan pesat akibat dari pesatnya perkembangan pengolahan citra pada bidang biometrika. Sebagai contoh pemanfaatan sidik jari, iris, wajah, dan biometrika lainnya untuk sistem identifikasi seseorang. Dan disini peneliti menggunakan sidik jari untuk melakukan penelitian sistem biometrika ini.

2.2.2 Komponen Dalam Sistem Pengolahan Citra Digital

Komponen utama dalam sistem pengolahan citra digital terdiri atas beberapa komponen. Secara umum komponen-komponen tersebut dapat ditunjukkan pada gambar berikut ini :



Gambar 2.2 Komponen Sistem Pengolahan Citra Digital

Komponen dalam sistem pengolahan citra digital merupakan komputer umum yang dapat berupa PC hingga super komputer. Software yang digunakan dapat terdiri atas *software* khusus pengolahan citra digital atau *software* bahasa pemrograman untuk mengimplementasikan algoritma pengolahan citra. *Storage* merupakan media penyimpanan citra digital, yang berguna untuk media penyimpanan sementara selama proses dilakukan, tempat penyimpanan utama yang selalu terhubung dengan komputer untuk mempercepat pemanggilan kembali, dan media penyimpanan untuk *back up*. Sensor citra berguna untuk proses akuisisi citra (mendapatkan atau membuat citra digital). *Display* untuk menampilkan citra digital. *Hardcopy* untuk mencetak kembali citra digital ke dalam berbagai bentuk seperti CD, kertas, film, dan lain sebagainya. *Network* atau jaringan berguna untuk transmisi data citra dan biasanya membutuhkan *bandwidth* yang cukup besar (Ahmad, 2005).

2.2.3 Tahapan Pengolahan Citra Digital

Secara umum, langkah-langkah dalam pengolahan citra digital dapat dijabarkan sebagai berikut ini:

1. Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tahapan ini dimulai dengan memilih objek yang akan diambil (dalam hal ini adalah citra sidik jari), persiapan alat (pengambilan citra sidik jari menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian di-*scan* dengan alat *scanner* Kinoca Minolta C6500) sampai pada pencitraan.

2. Preprocessing

Tahapan ini akan diperlukan dalam penelitian untuk menjamin kelancaran pada proses berikutnya . Hal-hal penting yang akan dilakukan pada tingkatan ini di antaranya adalah (Sutoyo *et al*, 2009):

- a. Peningkatan kualitas citra (kontras, brightness, dan lain-lain)
- b. Menghilangkan noise
- c. Perbaiki citra (image restoration)
- d. Transformasi (image transformation)
- e. Menentukan bagian citra yang akan diobservasi

Peningkatan kualitas citra dapat dibagi menjadi dalam dua kategori, yaitu metode domain spasial (ruang atau waktu) dan metode domain frekuensi. Teknik pemrosesan metode domain spasial berdasarkan manipulasi langsung dari piksel di dalam citra. Sedangkan teknik pemrosesan metode domain frekuensi adalah berdasarkan perubahan transformasi fourier pada citra (Sutoyo *et al*, 2009).

3. Segmentasi

Segmentasi citra bertujuan untuk mempartisi citra menjadi bagian-bagian pokok yang mengandung informasi penting. Segmentasi adalah salah satu penting yang digunakan untuk mengubah citra input ke dalam citra output berdasarkan atribut yang di ambil dari citra tersebut. Segmentasi membagi citra ke dalam daerah intensitasnya masing-masing sehingga bisa dibedakan antara objek dan background-nya (Sutoyo *et al*, 2009).

4. Representasi dan Deskripsi

Dalam hal ini representasi merupakan suatu proses untuk merepresentasikan suatu wilayah sebagai suatu daftar titik-titik koordinat dalam kurva yang tertutup, dengan deskripsi luasan atau perimeternya. Setelah suatu wilayah dapat direpresentasikan, proses selanjutnya adalah melakukan deskripsi citra dengan cara seleksi ciri dan ekstraksi ciri atau ekstraksi *fitur*. Pada penelitian ini, penulis menggunakan metode *Interpolasi Nearest Neighbor*, dan *Principal Component Analysis*.

5. Pengenalan dan Interpretasi

Tahap pengenalan bertujuan untuk memberi label pada sebuah objek yang informasinya disediakan oleh descriptor, sedangkan tahap interpretasi bertujuan untuk memberi arti atau makna kepada kelompok objek-objek yang dikenali.

6. Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan digunakan sebagai basis data pengetahuan, berfungsi untuk memandu operasi dari masing-masing proses dan mengontrol interaksi antara proses tersebut. Bisa juga dijelaskan sebagai metode yang akan diterapkan pada suatu proses pengolahan citra. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.

2.3. Interpolasi Nearest Neighbour

Dalam pengolahan citra terdapat operasi geometri, yaitu melakukan modifikasi terutama pada koordinat piksel dalam suatu citra dengan kemungkinan mengubah nilai skala keabuan dari titik tersebut dengan

pendekatan tertentu. Operasi geometri berhubungan dengan perubahan bentuk geometri citra, yaitu baik ukuran atau orientasinya, dan diantaranya adalah penskalaan (*scaling/zooming*). Operasi penskalaan dimaksudkan untuk memperbesar (*zoom in*) dan memperkecil (*zoom out*). Operasi penskalaan juga dibutuhkan untuk menampilkan citra yang terlalu kecil atau besar menjadi citra yang cukup jelas diinterpretasikan oleh mata manusia. Secara default operasi penskalaan (*imresize*) dalam matlab menggunakan pendekatan *Interpolasi Nearest Neighbor* untuk menentukan nilai pixel citra (Gun, 2008).

2.4. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode statistika yang digunakan sebagai salah satu teknik ekstraksi fitur untuk mereduksi data yang berdimensi tinggi/besar menjadi data yang berdimensi lebih rendah/kecil tanpa kehilangan informasi yang signifikan dalam menggambarkan keseluruhan data. Tujuan dari PCA adalah mencari struktur hubungan antara sejumlah variable stokastik yang ditemukan dalam suatu pengamatan, dengan maksud untuk mencari karakteristik pokok data-datanya.

Menurut Santosa (2007), *Principal Component Analysis* (PCA) adalah suatu teknik handal untuk mengekstrasi struktur dari suatu set data dengan dimensi yang cukup banyak. Problem dalam PCA adalah menemukan eigenvalue dan eigenvector. PCA adalah transformasi *orthogonal* (tegak lurus) dari sistem koordinat dimana kita mendeskripsikan data. Koordinat baru dimana kita merepresentasikan data dinamakan *principal component* atau PC. Koordinat

ini dipilih dimana variansi dari data mencapai maksimum. Seringkali hanya dengan beberapa *principal component* sudah cukup untuk menjelaskan struktur dari data aslinya. Jika data dalam dimensi asli sulit untuk dipresentasikan melalui grafik, maka dengan dua PC atau satu PC bisa digambarkan melalui grafik (Santosa, 2007).

Prinsip dasar algoritma PCA adalah memproyeksikan citra ke dalam bidang ruang eigen-nya dengan cara mencari eigenvector yang dimiliki setiap citra dan memproyeksikannya ke dalam ruang eigen yang didapat tersebut. Besar ruang eigen tergantung dari jumlah citra training yang dimiliki.

Secara matematis, PCA didefinisikan sebagai berikut (Muntasa *et al*, 2010) :

- Misalkan diketahui suatu populasi $x_{m,n}$ sejumlah m data dengan indeks j dan jumlah parameter yang akan diukur adalah n indeks i , maka populasi tersebut dapat dituliskan menggunakan persamaan :

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ X_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & \dots & x_{2,n} \\ x_{3,1} & x_{3,2} & x_{3,3} & \dots & x_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & x_{m,3} & \dots & x_{m,n} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Jika jumlah data pelatihan adalah sebanyak m , maka dimensi vektornya adalah $m \times n$.

- Kemudian dilakukan proses *mean centered* untuk mencari nilai rata-rata dari parameter ke-*i* dari Persamaan (2.2), dengan menggunakan persamaan :

$$\begin{aligned}\mu_i &= \frac{(x_{1,i} + x_{2,i} + x_{3,i} + \dots + x_{m,i})}{m} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m x_{j,i}}{m} \\ &= [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n]\end{aligned}\quad (2.3)$$

- Model matrik data pelatihan dapat dituliskan menggunakan Persamaan (2.2). Jika $n \gg m$ dan n merupakan dimensi citra, maka m merupakan jumlah data yang dilatih. Berdasarkan Persamaan (2.2), maka rata-rata seluruh data sampel dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.3). Hasil Persamaan (2.3) merupakan suatu vector yang berisi nilai rata-rata, karena jumlah parameter (dimensi) adalah sejumlah n , maka nilai array rata-rata seluruh data adalah $[\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n]$. Rata-rata nol (*zero mean*) dari suatu sampel data dapat dihitung dengan proses pengurangan nilai masing-masing data sampel dengan rata-rata data seluruh sampel. Dikarenakan dimensi yang tidak sama antara data sampel ($m \times n$), dan sedangkan dimensi dari rata-rata seluruh data sampel ($1 \times n$), maka perlu disamakan dimensinya dengan menggandakan rata-rata seluruh citra sebanyak m , sehingga rata-rata seluruh data sampel mempunyai dimensi ($m \times n$). Matrik rata-rata citra data sampel yang telah digandakan sebanyak m kali dapat ditulis menggunakan persamaan :

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \mu_{1,3} & \dots & \mu_{1,n} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \mu_{2,3} & \dots & \mu_{2,n} \\ \mu_{3,1} & \mu_{3,2} & \mu_{3,3} & \dots & \mu_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{m,1} & \mu_{m,2} & \mu_{m,3} & \dots & \mu_{m,n} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

- Hasil Persamaan (2.4) dapat digunakan untuk menghitung *zero mean*. *Zero mean* data dapat dimodelkan menggunakan persamaan :

$$\Phi_{j,i} = x_{j,i} - \mu_i \quad (2.5)$$

Atau dapat dimodelkan menggunakan matrik seperti pada persamaan berikut:

$$\Phi = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,n} \\ x_{3,1} & x_{3,2} & \dots & x_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \dots & x_{m,n} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \dots & \mu_{1,n} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \dots & \mu_{2,n} \\ \mu_{3,1} & \mu_{3,2} & \dots & \mu_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{m,1} & \mu_{m,2} & \dots & \mu_{m,n} \end{bmatrix}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} x_{1,1} - \mu_{1,1} & x_{1,2} - \mu_{1,2} & \dots & x_{1,n} - \mu_{1,n} \\ x_{2,1} - \mu_{2,1} & x_{2,2} - \mu_{2,2} & \dots & x_{2,n} - \mu_{2,n} \\ x_{3,1} - \mu_{3,1} & x_{3,2} - \mu_{3,2} & \dots & x_{3,n} - \mu_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} - \mu_{m,1} & x_{m,2} - \mu_{m,2} & \dots & x_{m,n} - \mu_{m,n} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} x_{1,1} - \mu_{1,1} & x_{1,2} - \mu_{1,2} & \dots & x_{1,n} - \mu_{1,n} \\ x_{2,1} - \mu_{1,1} & x_{2,2} - \mu_{1,2} & \dots & x_{2,n} - \mu_{1,n} \\ x_{3,1} - \mu_{1,1} & x_{3,2} - \mu_{1,2} & \dots & x_{3,n} - \mu_{1,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} - \mu_{1,1} & x_{m,2} - \mu_{1,2} & \dots & x_{m,n} - \mu_{1,n} \end{bmatrix}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{1,1} & \Phi_{1,2} & \dots & \Phi_{1,n} \\ \Phi_{2,1} & \Phi_{2,2} & \dots & \Phi_{2,n} \\ \Phi_{3,1} & \Phi_{3,2} & \dots & \Phi_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{m,1} & \Phi_{m,2} & \dots & \Phi_{m,n} \end{bmatrix}$$

- Hasil perhitungan *zeromean* digunakan untuk mendapatkan nilai matrik kovarian dengan mengalikan hasil perhitungan *zeromean* dengan transposenya sendiri, yaitu dengan menggunakan persamaan :

$$C = \Phi_{j,i} \Phi_{j,i}^T \quad (2.7)$$

Persamaan (2.7) dapat diuraikan menggunakan matrik seperti pada persamaan :

$$C = \begin{bmatrix} \Phi_{1,1} & \Phi_{1,2} & \dots & \Phi_{1,n} \\ \Phi_{2,1} & \Phi_{2,2} & \dots & \Phi_{2,n} \\ \Phi_{3,1} & \Phi_{3,2} & \dots & \Phi_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{m,1} & \Phi_{m,2} & \dots & \Phi_{m,n} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Phi_{1,1} & \Phi_{1,2} & \dots & \Phi_{1,n} \\ \Phi_{2,1} & \Phi_{2,2} & \dots & \Phi_{2,n} \\ \Phi_{3,1} & \Phi_{3,2} & \dots & \Phi_{3,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{m,1} & \Phi_{m,2} & \dots & \Phi_{m,n} \end{bmatrix}^T$$

$$= \begin{bmatrix} C(x_1, x_1) & C(x_1, x_2) & \dots & C(x_1, x_m) \\ C(x_2, x_1) & C(x_2, x_2) & \dots & C(x_2, x_m) \\ C(x_3, x_1) & C(x_3, x_2) & \dots & C(x_3, x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C(x_m, x_1) & C(x_m, x_2) & \dots & C(x_m, x_m) \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

- Berdasarkan Persamaan (2.8), maka dimensi dari kovarian menjadi $m \times m$, dengan berkurangnya jumlah dimensi yang sangat signifikan pada matrik kovarian, maka akan menyebabkan berkurangnya dimensi pada saat menentukan *eigenvector* sebagai vektor ciri. Untuk mendapatkan ciri dari suatu data sampel yang dipresentasikan dalam bentuk matrik, maka dihitung *eigenvector* dan *eigenvalue* dari matrik kovarian dengan persamaan :

$$CV = \lambda V \quad (2.9)$$

Skalar λ disebut sebagai *eigenvalue* dari C dan V disebut sebagai *eigenvector* dari C yang berpadanan terhadap λ . Untuk mendapatkan *eigenvector* dan *eigenvalue* menggunakan persamaan :

$$CV = \lambda V$$

$$(\lambda I - C)V = 0$$

$$\text{Det}(\lambda I - C) = 0 \quad (2.10)$$

- Setelah *eigenvector* dari C didapatkan dengan *eigenvalue* yang diambil bukan nol, *eigenvector* yang dihasilkan itu kemudian diurutkan *eigenvalue*

nya dari nilai terbesar sampai ke nilai terkecil. Dan *eigenvector* dengan *eigenvalue* terbesar ini merupakan *principal component* yang memiliki varian terbesar pada seluruh citra. *eigenvector* berikutnya memiliki varian terbaik kedua dan seterusnya.

- Langkah terakhir yaitu setelah didapatkan *eigenvector* dengan *eigenvalue* terbesar, untuk menghasilkan dimensi yang lebih kecil digunakan rumus berikut :

$$\tilde{\Phi}_{j,l} = V_{j,i}^T \Phi_{j,i} \quad (2.11)$$

sehingga ruang vektor yang dihasilkan akan berdimensi $(M \times N)$, jauh lebih kecil daripada $(m \times n)$.

2.5. Estimasi Parameter

Estimasi parameter merupakan estimasi yang digunakan untuk menduga suatu populasi dari sampel untuk mendapatkan parameter terbaik. Untuk memperkirakan parameter untuk distribusi suatu fitur, kita harus mengasumsikan distribusi atau menghasilkan model nonparametrik untuk fitur-fitur dari training set. Jika berhadapan dengan data kontinu, asumsi khas yang digunakan adalah distribusi Gaussian, dengan parameter model dari mean dan varians (Saraswati, 2011).

- Untuk menghitung mean rumus yang digunakan yaitu :

$$\mu_{ic} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n F_{ij} \quad (2.12)$$

dimana :

μ_{ic} = mean fitur ke- i pada kelas c
 n = banyaknya citra pada kelas c
 F_{ij} = fitur ke- i pada kelas c

- Sedangkan untuk menghitung varian yaitu :

$$\sigma^2_{ic} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=j}^n (F_{ij} - \mu_{ic})^2 \quad (2.13)$$

dimana :

σ^2_{ic} = varian dari fitur ke i pada kelas c
 n = banyaknya citra pada kelas c
 F_{ij} = fitur ke- i
 μ_{ic} = mean fitur ke- i pada kelas c

Setelah menghitung nilai parameter model dari mean (μ_{ic}) dan varians (σ^2_{ic}), kita asumsikan hasil nilai tersebut ke Distribusi Normal. Distribusi Normal (*Distribusi Gauss*) merupakan asumsi khas yang digunakan jika berhadapan dengan data kontinu. Pada distribusi ini dikarakteristikan pada dua parameter input, yaitu mean (μ) dan varian (σ^2) pada setiap kelas fitur yang dicari dan peluang kelas bersyarat,

kemudian mencari peluang terbesar (Uluwiyah *et al*, 2013). Dan berikut ini merupakan rumus distribusi normal :

$$P(F_i = f_i | C = c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ic}}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ic})^2}{2\sigma_{ic}^2}} \quad (2.14)$$

dimana :

P	=	peluang
F_i	=	fitur ke- i
f_i	=	nilai fitur ke- i
C	=	kelas yang di cari
c	=	nilai kelas yang dicari
μ_{ic}	=	mean / rata-rata dari fitur ke i pada kelas c
σ_{ic}^2	=	varian dari fitur ke i pada kelas c

2.6. Naive Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier adalah metode klasifikasi probabilitas yang sederhana berdasarkan penerapan *Teorema Bayes* dengan asumsi bahwa setiap atribut (*variabel*) bersifat bebas, dimana keberadaan sebuah atribut (*variabel*) tidak ada kaitannya dengan keberadaan atribut (*variabel*) lainnya. Kelebihan dari metode ini yaitu mudah diimplementasikan dan dapat memberikan hasil yang baik untuk banyak kasus, namun di sisi lain metode ini juga memiliki kekurangan dimana metode ini harus mengasumsikan bahwa antar fitur tidak

terkait yang pada kenyataanya keterkaitan itu ada. Dan keterkaitan tersebut tidak dapat dimodelkan oleh *Naive Bayes Classifier*.

Naive Bayes Classifier ini bekerja sangat baik dibanding dengan model *classifier* lainnya. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde dan Stone dalam jurnalnya yang berjudul “*Naïve Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages*”. Mereka mengatakan bahwa *Naïve Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model *classifier* lainnya” (Xhemali *et al*, 2009). Berikut merupakan model probabilitas *naive bayes* yang dapat dirumuskan sebagai berikut (Aribowo, 2010):

$$p(C|F_1, \dots, F_n) \quad (2.15)$$

dimana C adalah peubah kelas yang dependen yang akan berisi salah satu kelas dari berbagai kelas, dan F_1, \dots, F_n adalah peubah fitur atau ciri dari masukan.

Namun, masalah akan muncul jika nilai n terlalu besar atau terdapat beberapa fitur yang memiliki nilai sangat besar. Masalah tersebut bisa diselesaikan dengan menggunakan teorema *Bayes*, yaitu dengan mengubah persamaan matematis (2.15) menjadi :

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{p(C) p(F_1, \dots, F_n|C)}{p(F_1, \dots, F_n)} \quad (2.16)$$

dimana :

$p(C|F_1, \dots, F_n)$ = probabilitas munculnya kelas C jika diketahui F_1, \dots, F_n
(*posterior probability*)

$p(C)$ = prior probability dari F_1, \dots, F_n (*prior probability*)

$p(F_1, \dots, F_n|C)$ = mencari nilai parameter yang memberi kemungkinan yang paling besar (*likelihood*)

$p(F_1, \dots, F_n)$ = jumlah probability *tuple* *tuple* yang muncul (*evidence*)

Variabel C tersebut merepresentasikan kelas, sementara variabel F_1, \dots, F_n merepresentasikan karakteristik dari setiap fitur citra yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Karena itu, rumus Bayes seperti pada persamaan (2.16) dapat ditulis secara sederhana sebagai berikut :

$$\text{posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}}$$

Jadi, apa yang ditunjukkan oleh rumus Bayes sebenarnya adalah dengan mengetahui nilai F_1, \dots, F_n kita bisa mengubah *probabilitas prior* $p(C)$ menjadi *probabilitas posterior* $p(C|F_1, \dots, F_n)$ yaitu probabilitas keluarnya hasil C jika diketahui nilai F_1, \dots, F_n tertentu. Perkalian *likelihood* dengan *prior* adalah hal paling penting untuk menemukan *posterior*. Karena *evidence* bisa dianggap sebagai fakto skala sehingga hasil penjumlahan probabilitas posterior sama dengan satu (Santosa, 2007).

Karena nilai F_i selalu diberikan dan dependen terhadap nilai C , maka nilai penyebut (*evidence*) pada persamaan diatas akan selalu konstan. Karenanya, yang bisa kita lakukan hanyalah memanipulasi pembilangnya sesuai dengan *joint probability model* sebagai berikut (Aribowo, 2010) :

$$\begin{aligned}
 & p(C, F_1, \dots, F_n) \\
 &= p(C)p(F_1, \dots, F_n|C) \\
 &= p(C)p(F_1|C)p(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\
 &= p(C)p(F_1|C)p(F_2|C, F_1)p(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\
 &= p(C)p(F_1|C)p(F_2|C, F_1)p(F_3|C, F_1, F_2) \dots p(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \quad (2.17)
 \end{aligned}$$

Asumsikan setiap F_i independen secara kondisional terhadap F_j dan $i \neq j$.

Ini berarti :

$$p(F_i|C, F_j) = p(F_i|C)$$

untuk $i \neq j$, jadi dengan model yang sama dinyatakan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 & p(C|F_1, \dots, F_n) \\
 &= p(C)p(F_1|C)p(F_2|C, F_1)p(F_3|C, F_1, F_2) \dots p(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \\
 &= p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad (2.18)
 \end{aligned}$$

Ini berarti bahwa dibawah asumsi independen, distribusi kondisional terhadap variabel kelas C dapat dinyatakan pada persamaan (2.18) dan persamaan teorema *Bayes* dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad (2.19)$$

dimana Z (*evidence*) adalah sebuah faktor scaling dependen hanya di F_1, \dots, F_n yang merupakan sebuah konstan jika nilai dari variabel fitur dikenal.

Berdasarkan aturan diskriminan f pada kelas C jika $g_i > g_j$, untuk setiap $j \neq i$, maka diperoleh rumus seperti pada persamaan (2.20), yaitu :

$$g_j(f_j) = \log(p(C_j)) - \sum_{i=1}^n \log(\sigma_{ic}) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{(f_j - \mu_{ic})^2}{\sigma_{ic}^2} \quad (2.20)$$

Dimana :

$g_j(f_j)$ = hasil aturan diskriminan data f_j

$p(C_j)$ = peluang kelas j

σ_{ic} = standar deviasi tiap fitur per kelas

σ_{ic}^2 = varian tiap fitur per kelas dari proses *training*

μ_{ic} = mean tiap fitur per kelas dari proses *training*

Selanjutnya, untuk proses testing dilakukan dengan cara membandingkan hasil nilai diskriminan dari setiap kelas dan mengambil hasil nilai diskriminan tertinggi sebagai hasil dari testing. Berikut rumus untuk mangambil hasil nilai diskriminan tertinggi :

$$\hat{e} = \arg \max_c g_j \quad (2.21)$$

2.7. Penelitian Terkait

Adapun penelitian-penelitian yang terkait dengan penelitian ini diantaranya :

Dalam sebuah penelitian pada tahun 2008 mengenai identifikasi biometrik sidik jari dengan metode *Fraktal* yang terdiri dari 3 pendekatan karakteristik fraktal ini diperoleh nilai FRR 20%, sedangkan FAR 8,33%, sehingga pengujian ini menunjukkan bahwa $FRR > FAR$. Nilai FRR yang tinggi dapat digunakan pada aplikasi-aplikasi dengan tingkat keamanan tinggi. Pada penelitian ini, peneliti juga mengharapkan adanya suatu alat scanner khusus untuk sidik jari agar diperoleh citra yang lebih baik, sehingga dapat diperoleh ekstraksi ciri yang lebih akurat (Rina, 2008).

Selain itu, hasil pengujian identifikasi sidik jari pada penelitian lain pada tahun 2010 menggunakan *Alihragam Wavelet* dan *Jarak Euclidean* ternyata menunjukkan hasil yang cukup baik. Dalam hal ini dibuktikan dengan prosentase keberhasilan mencapai 91% pada wavelet jenis Daubiechies_8 untuk 100 citra uji. Penelitian ini dilakukan untuk mendapatkan wavelet yang terbaik untuk pengenalan sidik jari dan untuk mengetahui kinerja dari sistem pengenalan. Penelitian ini juga menyatakan bahwa untuk citra yang belum pernah dilatih atau yang tidak terdapat pada basis data akan lebih sulit dikenali jika dibandingkan dengan citra yang telah dilatih (Hendarko, 2010).

Kemudian, dalam sebuah penelitian tentang penerapan metode *Naive Bayes Classifier* berbasis *Reduksi Dimensi Principal Component Analysis (PCA)* pada tahun 2013 dalam proses pengenalan telapak tangan ini diperoleh rata-rata

tingkat akurasi dari keseluruhan uji coba menunjukkan hasil pengenalan mencapai 51,17%. Dimana semakin banyak reduksi dimensi, maka semakin bagus dalam sistem pengenalan. Jumlah citra pelatihan dalam penelitian ini tidak mempengaruhi besarnya akurasi pengenalan (Ulumiyah, 2013).

Dalam sebuah penelitian lain juga membahas penerapan metode ekstraksi fitur *Principal Component Analysis (PCA)* pada tahun 2011, dimana metode ini digunakan untuk ekstraksi fitur pengenalan pola senyum menggunakan *Backpropagation*. Penelitian ini telah berhasil melakukan uji coba pengenalan pola senyum menggunakan metode ekstraksi fitur PCA dengan metode klasifikasi *Backpropagation*. Kedua metode ini sangat mempengaruhi hasil akurasi pengenalan yang diperoleh. Namun, pada penelitian ini juga digunakan teknik *five cross validation* supaya nilai akurasi yang dihasilkan bersifat objektif. Hasil akurasi pengenalan tertinggi diperoleh saat dilakukan uji coba menggunakan 10 *hidden layer* dengan nilai *eigen* 15 yaitu sebesar 82,67% (Rima *et al*, 2011).

Dalam sebuah penelitian lain juga pada tahun 2003, menerapkan metode *Principal Component Analysis* namun pada sistem pengenalan plat nomor. Penelitian ini menyatakan bahwa metode PCA (*Principal Component Analysis*) merupakan metode yang terbukti cukup handal digunakan sebagai metode ekstraksi feature. Jumlah variasi image training yang banyak akan membuat sistem pengenalan menjadi lebih baik. Hasil uji coba menunjukkan tingkat keberhasilan yang cukup baik, dimana tingkat keberhasilan mencapai $\pm 82\%$ (Lim *et al*, 2003).

Selain itu, penelitian lain pada tahun 2007 menyatakan bahwa hasil ekstraksi algoritma *Principal Component Analysis (PCA)* relatif mudah menangani sejumlah data yang cukup besar serta kemampuannya menangani data-data dimensi yang kompleks, seperti fitur-fitur pada citra wajah yang diekstrak berupa dimensi *eigenvektor* dan *eigenvalues* sehingga diperoleh ruang wajah (*eigenspace*) atau *eigenfaces*. Uji coba aplikasi pencocokkan wajah menggunakan PCA ini, dihasilkan keakuratan 86.5% (Nugraheny, 2007).

Dalam sebuah penelitian tentang perbandingan implementasi *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Bilinear* dalam *scalling* pada file bitmap ini menunjukkan bahwa kelebihan dari interpolasi nearest neighbour adalah kemudahan dan kecepatan eksekusinya tetapi menghasilkan citra yang kurang memuaskan karena timbulnya aliasing pada bagian tepi objek baik pada citra true color ataupun grayscale sedangkan untuk interpolasi bilinear citra hasilnya pada citra true color ataupun grayscale terlihat lebih halus (smooth) dibandingkan dengan hasil interpolasi nearest neighbour, namun dengan waktu eksekusi yang berlangsung lebih lama, dan untuk nilai PSNR, contoh citra Borobudur.bmp menggunakan interpolasi nearest neighbour format true color memiliki nilai rata-rata 12,7 sedangkan untuk format grayscale-nya memiliki nilai rata-rata 13,2 dan bila menggunakan interpolasi bilinear, format true color memiliki nilai rata-rata 12,8 sedangkan untuk format grayscale-nya memiliki nilai rata-rata 13,3 (Gun, 2008).

Sedangkan untuk penelitian terkait tentang penerapan metode *Naive Bayes Classifier* untuk sistem klasifikasi SMS pada *smartphone android* pada tahun

2013 ini, menyatakan bahwa penerapan *Naïve Bayes* dapat mengklasifikasikan spam dengan baik dari data latih 80 SMS sehingga memperoleh tingkat akurasi 85,11%. Kinerja klasifikasi pada sistem cukup bagus karena aplikasi dapat mengklasifikasikan SMS masuk dengan waktu yang relatif singkat (Ebranda *et al*, 2013).

Selain itu, dalam sebuah penelitian lain pada tahun 2013 juga menyatakan bahwa uji coba aplikasi deteksi manusia dengan menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* dengan menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* menggunakan perhitungan distribusi gaussian probabilitas pada *Naive Bayes Classifier* dengan nilai threshold = 12,13,14 dan 15 pada skenario 1, 2 dan 3, diperoleh rata – rata akurasi sebesar 68,65% (Uluwiyah *et al*, 2013).

Sedangkan untuk penerapan metode *Naive Bayes Classifier* pada penelitian lain, yaitu pada klasifikasi teks untuk pengelompokkan teks berita dan abstrak akademis memiliki kelemahan dalam asumsi yang sulit dipenuhi, yaitu independensi feature kata. Penelitian ini mengkaji kinerja NBC untuk kategorisasi teks berita dan teks akademis. Penelitian menggunakan data 1000 dokumen berita dan 450 dokumen abstrak akademik. Hasil penelitian menunjukkan pada dokumen berita akurasi maksimal dicapai 91% sedangkan pada dokumen akademik 82%. Seleksi kata dengan minimal muncul pada 4 atau 5 dokumen memberikan akurasi yang paling tinggi (Hamzah, 2012)).

BAB III

ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini akan diuraikan mengenai metode penelitian untuk mengidentifikasi sidik jari. Dalam metode penelitian ini akan membahas mengenai platform yang digunakan, yaitu platform perangkat keras dan platform perangkat lunak, deskripsi sistem, desain sistem, desain data sistem, desain proses sistem, dan perancangan antarmuka. Penjabaran dan penjelasannya akan diuraikan sebagai berikut ini :

3.1. Platform Yang Digunakan

Pada subbab ini akan dijabarkan mengenai platform perangkat keras, dan perangkat lunak untuk membangun aplikasi identifikasi sidik jari ini.

3.1.1 Platform Perangkat Keras

Untuk merancang dan membuat program yang dapat mengidentifikasi sidik jari menggunakan metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*, spesifikasi perangkat komputer yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Processor Intel® Core™ i3 CPU M 380 @ 2.53Ghz 2.53Ghz
2. Intel(R) Graphics Media Accelerator HD
3. RAM 5,00 GB
4. Harddisk 160 GB
5. Perangkat output monitor LED 11”
6. Keyboard dan mouse

3.1.2 Platform Perangkat Lunak

Untuk merancang dan membuat program identifikasi *fitur* sidik jari menggunakan metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*, ada beberapa perangkat lunak yang digunakan, yaitu:

1. Sistem Operasi Windows 7 Ultimate 32-bit

Sistem operasi windows 7 Ultimate digunakan sebagai susunan arahan yang dapat difahami oleh komputer. Dibuat untuk mengarahkan komputer melaksanakan, mengawal, menjadwalkan, dan menyelaraskan sesuatu operasi komputer.

2. Matlab R2010a

Matlab merupakan sebuah lingkungan komputasi numerical dan bahasa pemrograman komputer yang memungkinkan manipulasi matriks, implementasi algoritma, pembuatan antarmuka pengguna dan pengantarmukaan program dengan bahasa lainnya. Matlab digunakan sebagai tool dalam melakukan pemrograman dan pembangunan sistem ini.

3.2. Deskripsi Sistem

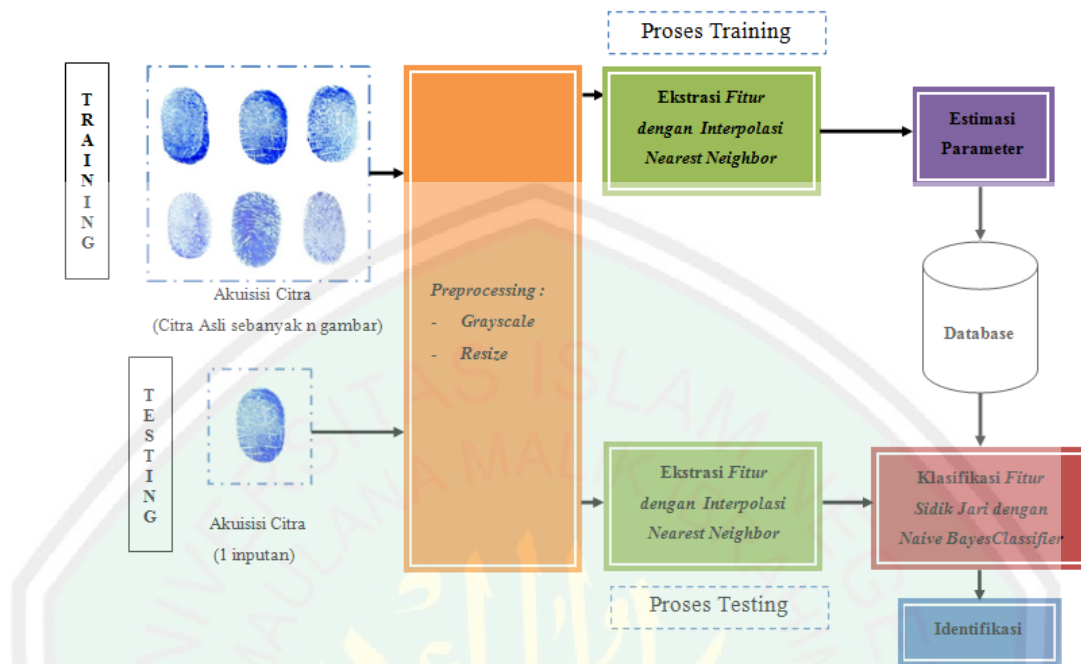
Pada penelitian ini terdapat dua aplikasi atau sistem, yaitu : *pertama*, aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* tanpa menggunakan metode *Principal Component Analysis*, dan *kedua*, identifikasi sidik jari dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* .

3.2.1 Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada subbab ini akan dibahas mengenai deskripsi sistem yang dikerjakan pada penelitian ini. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat suatu program yang mampu mengidentifikasi sidik jari identitas seseorang.

Pada awalnya peneliti mengambil sample sidik jari ibu jari kanan yang diperoleh dari beberapa koresponden. Masing-masing koresponden membubuhkan 30 sample sidik jari kanan tegak lurus. Kemudian kertas yang telah dibubuhi stempel sidik jari oleh koresponden dilakukan proses *scanning* dan *cropping*. Dari proses *cropping* didapati hasil citra sidik jari berukuran 300x200 pixel pada masing-masing citra. Citra sidik jari tegak lurus yang sudah di *scan* dan *crop* tersebut kemudian digunakan sebagai input data dalam proses awal untuk melakukan identifikasi yang akan dilakukan pada tahap *training* dan *testing*. Selanjutnya dilakukan proses *preprocessing*, yaitu inputan citra sidik jari tersebut dirubah menjadi citra keabuan (*grayscale*), dan dilakukan proses *resize* untuk memperbesar atau memperkecil citra yang akan diproses sesuai kebutuhan.

Setelah *preprocessing* selesai, proses selanjutnya adalah proses ekstrasi *fitur* yaitu pengambilan ciri atau *fitur* dari citra yang akan dikenali dalam hal ini *fitur* akan diubah dalam bentuk *vector*. Pada proses *training*, hasil ekstrasi *fitur* digunakan untuk mencari hasil *mean* dan *varian*, sedangkan pada proses *testing* digunakan untuk proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* , sehingga nantinya akan diperoleh hasil akhir identifikasi berupa kelas citra sidik jari hasil mengenali.



Gambar 3.1 Blog Diagram Proses Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Gambar di atas merupakan alur proses identifikasi secara garis besar dalam penelitian ini. Keterangan :

- a) Akuisisi citra adalah mengambil citra sidik jari dari drive komputer yang sudah di-*scan* dan di-*crop* sebelumnya untuk di load dalam aplikasi. Citra asli sebanyak n gambar diambil untuk proses *training* dan citra 1 inputan digunakan untuk melakukan proses *testing*.
- b) *Preprocessing* merupakan proses mempersiapkan gambar sebelum di identifikasi yang mempunyai beberapa tahapan, yaitu citra asli diubah menjadi *grayscale* dan di-*resize*. *Preprocessing* ini dilakukan untuk proses *training* dan *testing*.

- c) Citra digital sidik jari yang sudah diproses dalam *preprocessing* selanjutnya dilakukan proses ekstrasi *fitur*. Pada proses *training* dan *testing* proses ekstrasi fiturnya yaitu dengan pengambilan ciri atau *fitur* dari citra yang akan dikenali dalam hal ini fitur akan diubah dalam bentuk vector.
- d) Estimasi parameter dilakukan setelah proses ekstrasi *fitur training*, dimana hasil ekstrasi *fitur* tersebut digunakan untuk mencari parameter nilai *mean* dan *varian* yang nantinya hasil *mean* dan *varian* tersebut digunakan untuk proses klasifikasi *fitur* dan disimpan di database.
- e) Klasifikasi *fitur* sidik jari merupakan proses untuk mengidentifikasi sidik jari. Dalam proses klasifikasi ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.
- f) Identifikasi hasil (*output*) akan ditampilkan berdasarkan klasifikasi sebelumnya yang sudah dilakukan pada proses *training*.

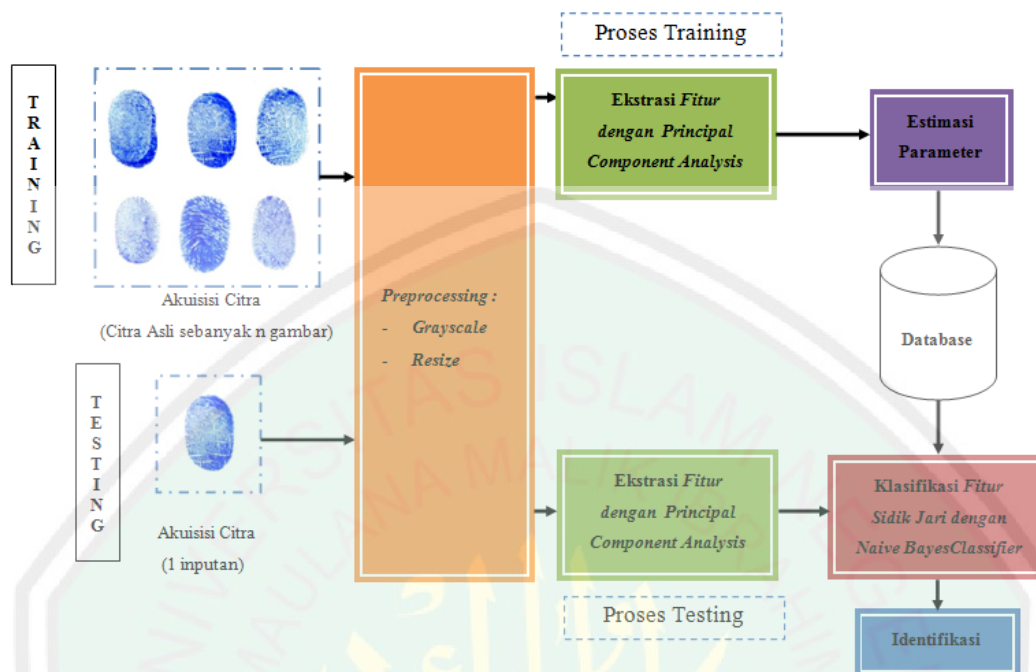
3.2.2 Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada subbab ini akan dibahas mengenai deskripsi sistem yang dikerjakan pada penelitian ini. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat suatu program yang mampu mengidentifikasi sidik jari identitas seseorang.

Pada awalnya peneliti mengambil sample sidik jari ibu jari kanan yang diperoleh dari beberapa koresponden. Masing-masing koresponden membubuhkan 30 sample sidik jari kanan tegak lurus. Kemudian kertas yang telah dibubuhi stempel sidik jari oleh koresponden dilakukan proses *scanning* dan

cropping. Dari proses *cropping* didapati hasil citra sidik jari berukuran 300x200 pixel pada masing-masing citra. Citra sidik jari tegak lurus yang sudah di *scan* dan *crop* tersebut kemudian digunakan sebagai input data dalam proses awal untuk melakukan identifikasi yang akan dilakukan pada tahap *training* dan *testing*. Selanjutnya dilakukan proses *preprocessing*, yaitu inputan citra sidik jari tersebut dirubah menjadi citra keabuan (*grayscale*), dan di *resize* agar ukuran tiap citra sidik jari yang diinputkan sama. *Resize* yang digunakan yaitu dengan ukuran dimensi 30x20 pixel.

Setelah *preprocessing* selesai, proses selanjutnya adalah proses ekstrasi *fitur* menggunakan metode *Principal Component Analysis*. Pada proses *training*, hasil ekstrasi *fitur* digunakan untuk memperoleh hasil *mean* dan *varian* yang kemudian disimpan dalam database, sedangkan pada proses *testing* untuk ekstrasi *fiturnya* digunakan untuk proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* , sehingga nantinya akan diperoleh hasil akhir identifikasi berupa kelas citra sidik jari hasil mengenali.



Gambar 3.2 Blog Diagram Proses Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Gambar di atas merupakan alur proses identifikasi secara garis besar dalam penelitian ini. Keterangan :

- a) Akuisisi citra adalah mengambil citra sidik jari dari drive komputer yang sudah di-*scan* dan di-*crop* sebelumnya untuk di load dalam aplikasi. Citra asli sebanyak n gambar diambil untuk proses *training* dan citra 1 inputan digunakan untuk melakukan proses *testing*.
- b) *Preprocessing* merupakan proses mempersiapkan gambar sebelum di identifikasi yang mempunyai beberapa tahapan, yaitu citra asli diubah menjadi *grayscale* dan di-*resize*. *Preprocessing* ini dilakukan untuk proses *training* dan *testing*

- c) Citra digital sidik jari yang sudah diproses dalam *preprocessing* selanjutnya dilakukan proses ekstrasi *fitur* pada data *training* dan data *testing* menggunakan metode *Principal component Analysis*.
- d) Estimasi parameter dilakukan setelah proses ekstrasi *fitur training*, dimana hasil ekstrasi *fitur* tersebut digunakan untuk mencari parameter nilai *mean* dan *varian* yang nantinya hasil *mean* dan *varian* tersebut digunakan untuk proses klasifikasi *fitur* pada proses *testing*, dan disimpan di database.
- e) Klasifikasi *fitur* sidik jari merupakan proses untuk mengidentifikasi sidik jari. Dalam proses klasifikasi ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*.
- f) Identifikasi hasil (*output*) akan ditampilkan berdasarkan klasifikasi sebelumnya yang sudah dilakukan pada proses *training*.

3.3. Desain Sistem

3.3.1 Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada subbab ini akan dijelaskan desain aplikasi untuk implementasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dalam proses ekstrasi *fitur*, dan metode *Naive Bayes Classifier* dalam proses identifikasi sidik jari. Desain aplikasi ini meliputi desain data, desain proses dalam sistem yang digambarkan dengan diagram alir, dan desain interface. Desain data menjelaskan tentang data inputan yang digunakan untuk proses *training* dan proses *testing*. Desain proses antara

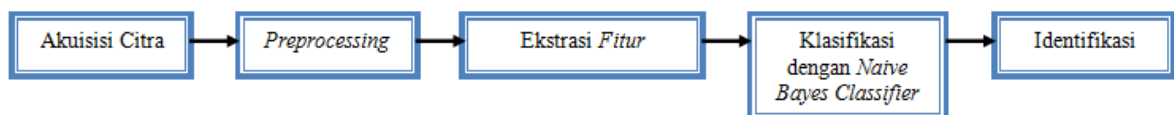
lain menjelaskan tentang proses awal (*preprocessing*) sampai dengan proses akhir identifikasi. Berikut penjelasan dari desain sistem ini :

3.3.1.1 Desain Data Sistem

Data yang digunakan dalam pembuatan aplikasi ini adalah berupa citra digital sidik jari ibu jari kanan yang sebelumnya citra sidik jari ini diambil menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian di-*scan*. Hasil scan tersebut kemudian di-*crop* dengan ukuran 300x200 pixel untuk masing-masing citra. Data yang digunakan untuk proses *training* dan *testing* adalah sama dari cara pengambilannya, scanningnya, maupun croppingnya.

3.3.1.2 Desain Proses Sistem

Dalam perancangan sistem ini, identifikasi sidik jari terbagi menjadi dua proses utama yaitu, proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* adalah proses yang dibutuhkan oleh sistem untuk memproses sidik jari. Hasilnya adalah berupa nilai *fitur* yang kemudian disimpan dalam database. Sebaliknya, proses *testing* adalah proses yang digunakan untuk melakukan uji coba dengan membandingkan antara data masukan dengan data citra asli yang disimpan dalam database. Berikut ini merupakan blok diagram proses secara umum :



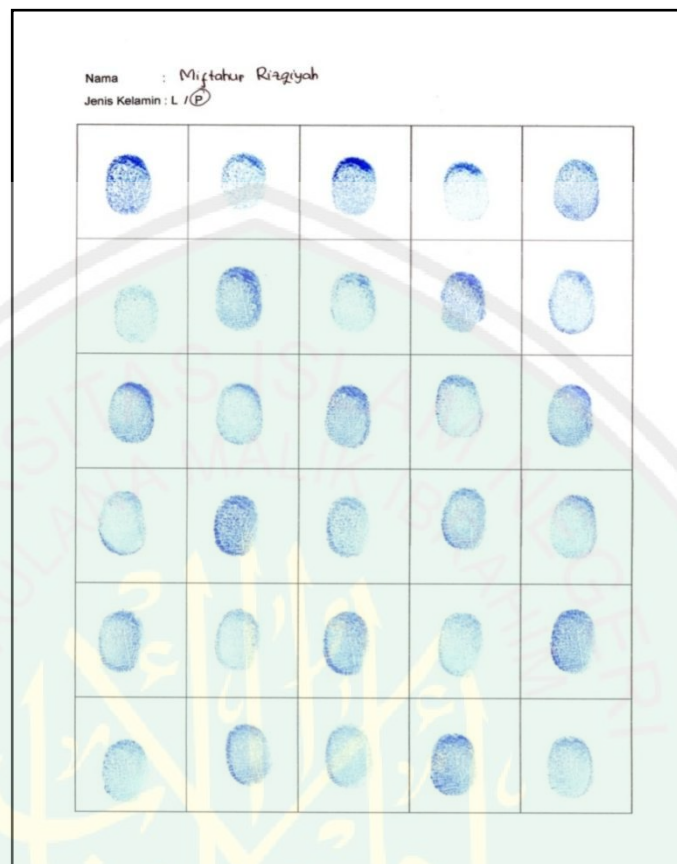
Gambar 3.3 Blog Diagram Proses Secara Umum Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Secara garis besar, desain proses dilewati dengan 5 proses utama, yaitu akuisisi citra yang merupakan proses pengambilan file citra. Pada penelitian ini file yang digunakan adalah .jpeg. *Preprocessing* merupakan proses penyempurnaan dari citra yang diinputkan sebelum melanjutkan ke proses yang lain. Ekstraksi *fitur* pada penelitian ini dilakukan dengan pengambilan ciri atau *fitur* dari citra yang akan dikenali. Dalam hal ini, fitur akan diubah dalam bentuk vector. Proses selanjutnya adalah mengklasifikasikan *fitur* sidik jari menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* . Dan setelah diklasifikasikan, proses yang terakhir adalah identifikasi sidik jari.

Dalam mengidentifikasi sidik jari ini, terdapat dua proses untuk mengenali *fiturnya*, yaitu proses *training* dan proses *testing*.

3.3.1.2.1 Proses Training

Inputan berupa image sidik jari dengan cara melakukan pengambilan citra sidik jari asli menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian dilakukan *scanning*. Pada penelitian ini, alat *scanner* yang digunakan adalah Kinoca Minolta C6500 dengan resolusi 300dpi dan menghasilkan citra berukuran 5494 x 7658 pixel. Hasil *scanning* ditunjukkan pada **Gambar 3.4**.



Gambar 3.4 Hasil scanning citra sidik jari

Citra hasil *scanning* tersebut kemudian di-*crop* pada masing-masing sidik jari dengan ukuran 300x200 pixel. **Gambar 3.5** menunjukkan hasil *cropping* dengan ukuran 300x200 pixel.



Gambar 3.5 Hasil cropping citra sidik jari berukuran 300x200 pixel

a. Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses awal untuk mendapatkan citra digital. Pada penelitian ini, akuisisi citra dimulai dengan pengambilan citra sidik jari dari drive komputer yang sudah di-*scan*, *crop* dan disimpan untuk di-*load* dalam aplikasi. Proses *training* dibutuhkan inputan sebanyak n gambar sebagai data latih (*training*).



Gambar 3.6 Citra digital sidik jari

b. Preprocessing

Sebelum citra inputan diproses lebih lanjut, perlu dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu, yaitu dilakukan dengan tujuan agar mendapatkan hasil yang maksimal saat proses identifikasi untuk dapat menghasilkan identifikasi yang terbaik. Adapun tahapan-tahapan yang ada pada proses *preprocessing* :

- Citra inputan sidik jari tersebut dirubah terlebih dahulu menjadi citra keabuan (*grayscale*). Setelah dirubah menjadi *grayscale*, image sidik jari di *resize* agar ukurannya sama tiap pixelnya, yaitu sama antar satu image dengan image

lainnya. Berikut adalah contoh *sourcecode* dalam proses pembentukan citra keabuan (*grayscale*) dan *resize* :

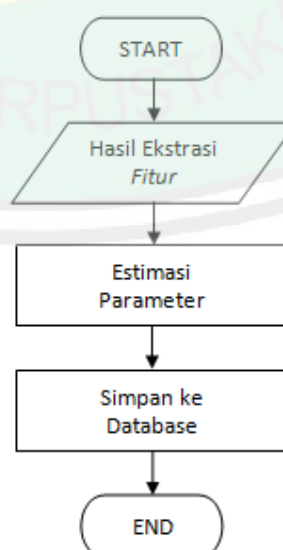
```
Objek=strcat(datapath, '\\',int2str(sampel), '.jpg');
ObjekProses=imread(Objek);
resize=imresize(ObjekProses,[irow,icol]);
gray = rgb2gray(resize);
```

Gambar 3.7 Potongan *Source Code* pembentukan *Grayscale* dan *resize*

c. Ekstrasi *Fitur*

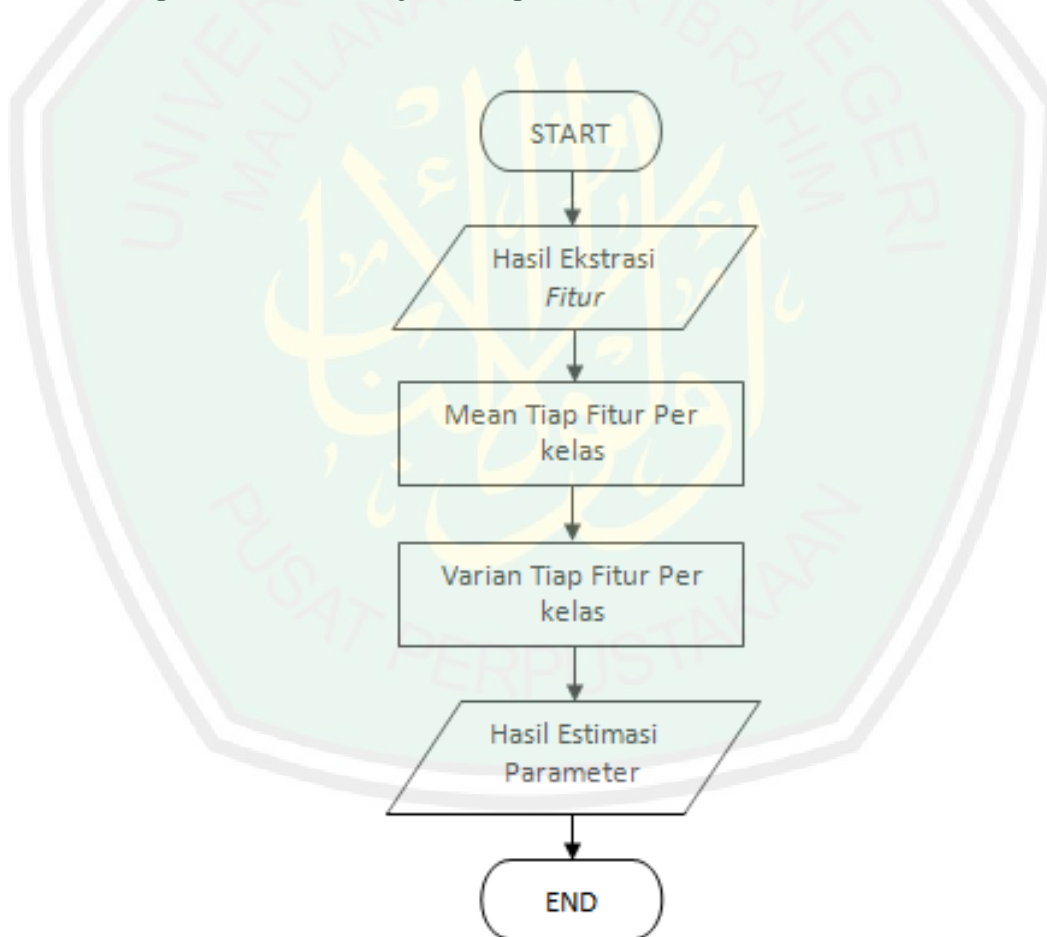
Pada proses ini, dilakukan pengambilan fitur / ciri, yang selanjutnya akan digunakan sebagai parameter dalam pelatihan (*training*) dan ujicoba (*testing*). Ekstraksi *fitur* pada sistem ini menggunakan metode *Interpolasi Nearest Neighbor* yaitu memakai *imresize* pada matlab dengan pengambilan ciri atau *fitur* dari citra yang akan dikenali. Dalam hal ini, fitur akan diubah dalam bentuk vector.

Berikut ini merupakan flowchart input hasil ekstrasi *fitur* ke database :



Gambar 3.8 Flowchart Input Hasil Ekstrasi *Fitur* ke Database

Setelah dilakukan proses ekstraksi *fitur*, selanjutnya dilakukan proses estimasi parameter dengan menggunakan parameter hasil ekstraksi *fitur training*. Parameter hasil ekstraksi *fitur training* tersebut digunakan untuk menghitung nilai *mean* dan nilai *varian* setiap *fitur* per kelas. Untuk menghitung nilai *mean* menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2.12), dan untuk menghitung nilai *varian* menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2,13). Penjelasan proses estimasi parameter diatas dijelaskan pada **Gambar 3.9**.

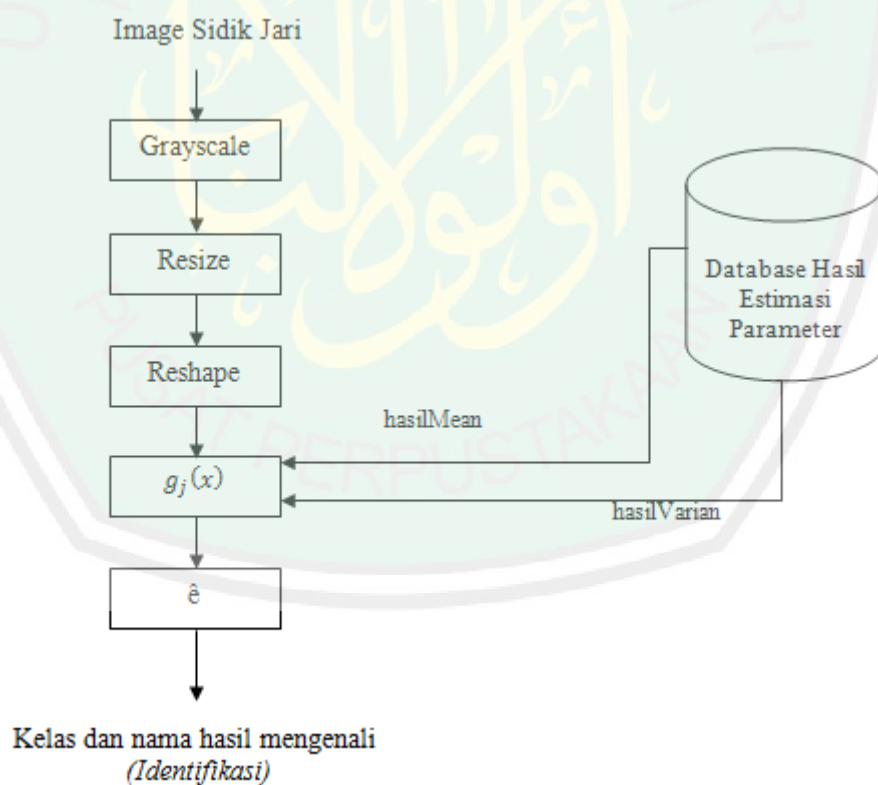


Gambar 3.9 Flowchart Proses Estimasi Paramater

Setelah dilakukan proses estimasi parameter, hasil estimasi parameter dari *fitur* citra sidik jari *training* disimpan ke dalam database untuk dilakukan proses selanjutnya, yaitu dalam proses klasifikasi *testing* untuk mendapatkan hasil identifikasi.

3.3.1.2.2 Proses *Testing*

Dalam proses *testing* dibagi menjadi dua proses *testing*, yaitu : *testing* satu data, dan *testing* kelompok data. **Gambar 3.10** menjelaskan tentang proses *testing* identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* dengan blog diagram berikut :

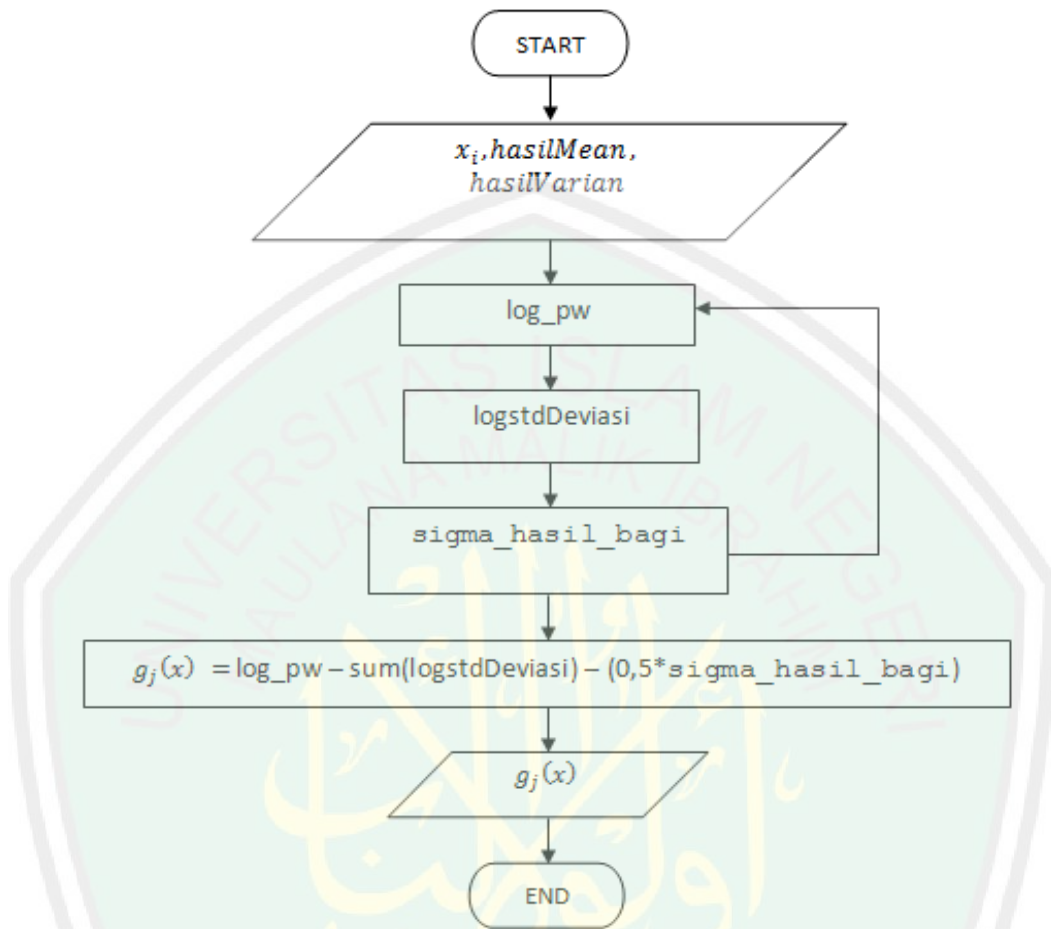


Gambar 3.10 Blog Diagram Proses *Testing* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Dalam tahapan-tahapan alur proses testing ini, untuk proses akuisisi citra, *preprocessing*, dan ekstrasi *fitur*, tahapannya sama dengan proses *training*. Namun, untuk proses akuisisi citra inputannya dibedakan menjadi dua, yaitu inputan sebanyak satu data untuk proses *testing* satu data, dan inputan sebanyak n data dalam satu folder untuk proses *testing* banyak data. Inputan citra sidik jari ini merupakan data *testing* image sidik jari yang dirubah terlebih dahulu menjadi *grayscale*, kemudian di *resize*, dan hasil *resize* tersebut di jadikan dalam bentuk vector baris (*reshape*). Citra berupa vector tersebut merupakan proses ekstrasi *fitur*. Hasil ekstrasi *fitur* pada data *testing* ini nanti akan digunakan sebagai inputan pada proses klasifikasi *testing*.

Untuk proses klasifikasi *testing* dilakukan dengan menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* dengan menggunakan inputan parameter hasil ekstrasi *fitur testing*, hasil *mean*, dan hasil *varian*. Metode *Naive Bayes Classifier* yang diterapkan adalah rumus aturan diskriminan.

Penerapan aturan diskriminan untuk proses klasifikasi ini menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2.20), dan ditunjukkan dalam *flowchart* **Gambar 3.11** berikut :

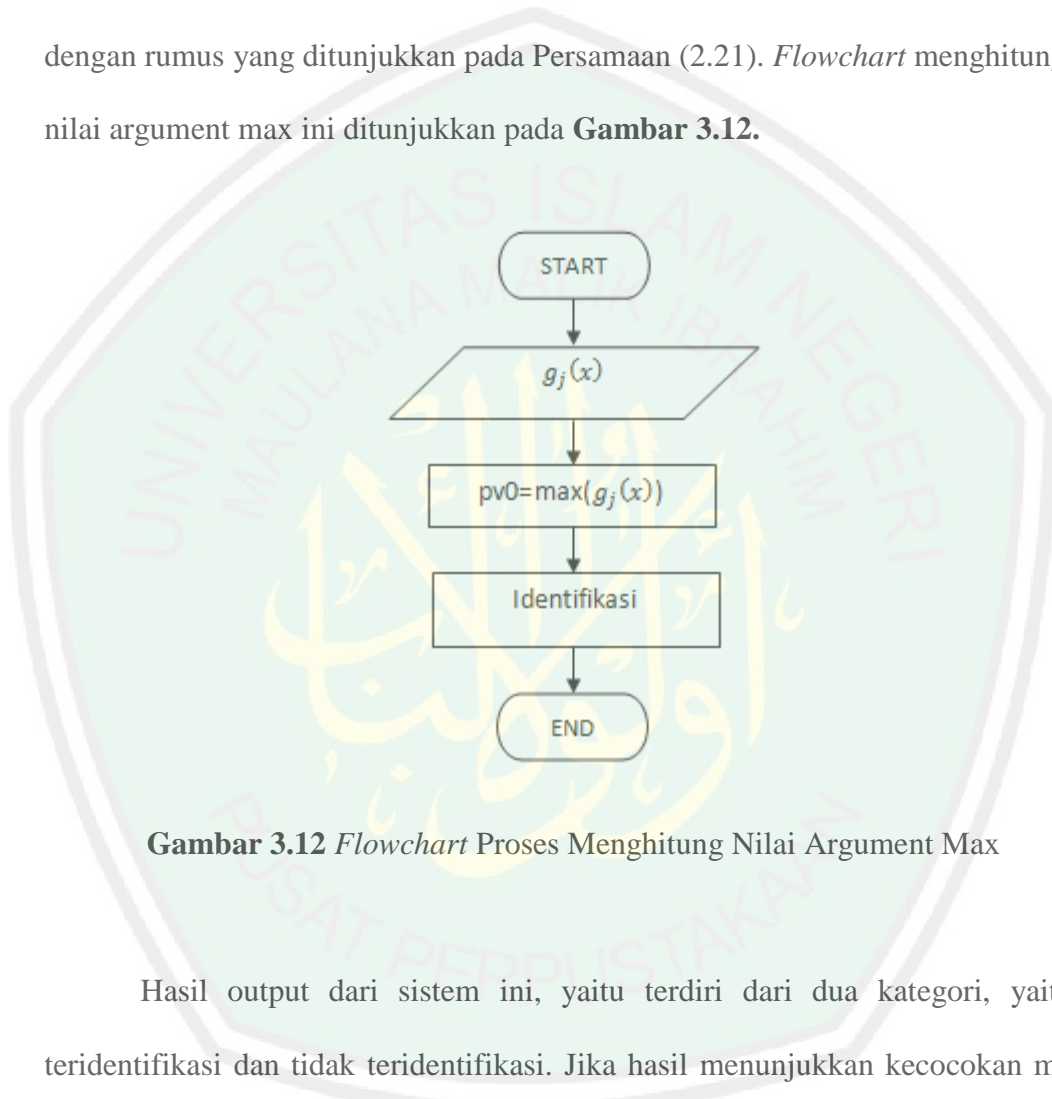


Gambar 3.11 Flowchart Aturan Diskriminan Naive Bayes Classifier

Dalam proses klasifikasi seperti yang ditunjukkan pada *flowchart* **Gambar 3.11** diatas, langkah-langkah perhitungan yang dilakukan yaitu : *pertama*, menghitung nilai **log_pw** ($\log(P(C_j))$), *kedua*, menghitung nilai **logstdDevisi** ($\log(\sigma_{ic})$) akar dari hasilVarian, *ketiga*, menghitung nilai **sigma_hasil_bagi** ($\sum_{i=1}^n \frac{(f_j - \mu_{ic})^2}{\sigma_{ic}^2}$). Setelah diperoleh nilai dari hasil ketiga langkah tersebut, kemudian langkah terakhir untuk mendapatkan hasil diskriman $g_j(x)$ ($g_j(f_j)$) , yaitu dengan mengurangi langkah *pertama*, *kedua*, dan *ketiga*, seperti ini :

$$(g_j(f_j)) = \log(p(C_j)) - \sum_{i=1}^n \log(\sigma_{ic}) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{(f_j - \mu_{ic})^2}{\sigma_{ic}^2}. \text{ Selanjutnya}$$

menghitung nilai argument maximal **pv0** dari hasil diskriminan $g_j(x)$ ($g_j(f_j)$) dengan rumus yang ditunjukkan pada Persamaan (2.21). *Flowchart* menghitung nilai argument max ini ditunjukkan pada **Gambar 3.12**.



Gambar 3.12 *Flowchart* Proses Menghitung Nilai Argument Max

Hasil output dari sistem ini, yaitu terdiri dari dua kategori, yaitu : teridentifikasi dan tidak teridentifikasi. Jika hasil menunjukkan kecocokan maka program akan mencetak output berupa informasi identitas kelas dan nama pemilik citra sidik jari tersebut.

3.3.2 Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada subbab ini akan dijelaskan desain aplikasi untuk implementasi metode *Principal Component Analysis* dalam proses ekstraksi fitur, dan metode *Naive Bayes Classifier* dalam proses identifikasi sidik jari. Desain aplikasi ini meliputi desain data, desain proses dalam sistem yang digambarkan dengan diagram alir, dan desain interface. Desain data menjelaskan tentang data inputan yang digunakan untuk proses *training* dan proses *testing*. Desain proses antara lain menjelaskan tentang proses awal (*preprocessing*) sampai dengan proses akhir identifikasi. Berikut penjelasan dari desain sistem ini :

3.3.2.1 Desain Data Sistem

Data yang digunakan dalam pembuatan aplikasi ini adalah berupa citra digital sidik jari ibu jari kanan yang sebelumnya citra sidik jari ini diambil menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian di-*scan*. Hasil scan tersebut kemudian di-*crop* dengan ukuran 300x200 pixel untuk masing-masing citra. Data yang digunakan untuk proses *training* dan *testing* adalah sama dari cara pengambilannya, scanningnya, maupun croppingnya.

3.3.2.2 Desain Proses Sistem

Dalam perancangan sistem ini, identifikasi sidik jari terbagi menjadi dua proses utama yaitu, proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* adalah proses yang dibutuhkan oleh sistem untuk memproses sidik jari. Hasilnya adalah berupa nilai *fitur* yang kemudian disimpan dalam database. Sebaliknya, proses *testing* adalah proses yang digunakan untuk melakukan uji coba dengan

membandingkan antara data masukan dengan data citra asli yang disimpan dalam database. Berikut ini merupakan blok diagram proses secara umum :



Gambar 3.13 Blok Diagram Proses Secara Umum Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Secara garis besar, desain proses dilewati dengan 5 proses utama, yaitu akuisisi citra yang merupakan proses pengambilan file citra. Pada penelitian ini file yang digunakan adalah .jpeg. *Preprocessing* merupakan proses penyempurnaan dari citra yang diinputkan sebelum melanjutkan ke proses yang lain. Ekstraksi *fitur* pada penelitian ini menggunakan metode *Principal Component Analysis*. Proses selanjutnya adalah mengklasifikasikan *fitur* sidik jari menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. Dan setelah diklasifikasikan, proses yang terakhir adalah identifikasi sidik jari.

Dalam mengidentifikasi sidik jari ini, terdapat dua proses untuk mengenali *fiturnya*, yaitu proses *training* dan proses *testing*.

3.3.2.2.1 Proses *Training*

Inputan berupa image sidik jari dengan cara melakukan pengambilan citra sidik jari asli menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas kemudian dilakukan *scanning*. Pada penelitian ini, alat *scanner* yang digunakan adalah Kinoca Minolta C6500 dengan resolusi 300dpi dan menghasilkan citra berukuran

5494 x 7658 pixel. Hasil *scanning* ditunjukkan seperti pada **Gambar 3.4** seperti pada hasil *scanning* proses *training* sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* .

Citra hasil *scanning* tersebut kemudian di-*crop* pada masing-masing sidik jari dengan ukuran 300x200 pixel seperti pada **Gambar 3.5** seperti pada hasil *cropping* proses *training* sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

a. Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses awal untuk mendapatkan citra digital. Pada penelitian ini, proses akuisisi citra sama dengan proses akuisisi citra sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* .

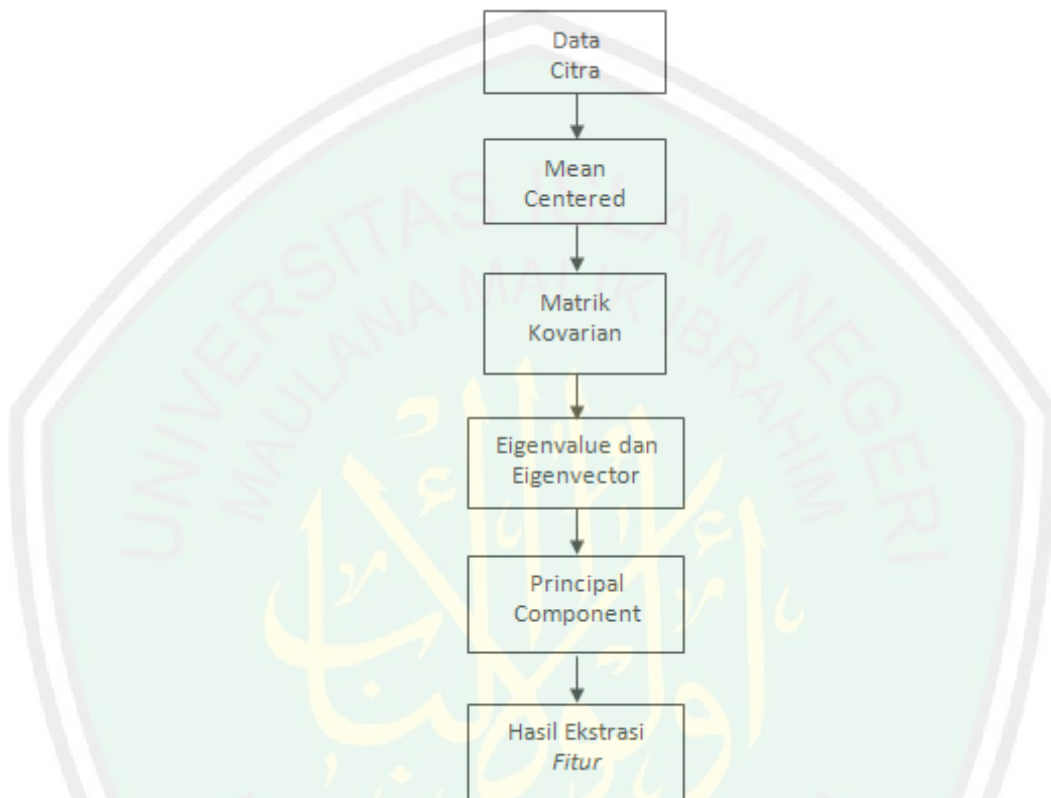
b. Preprocessing

Sebelum citra inputan diproses lebih lanjut, perlu dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu, yaitu dilakukan dengan tujuan agar mendapatkan hasil yang maksimal saat proses identifikasi untuk dapat menghasilkan identifikasi yang terbaik. Adapun tahapan-tahapan yang ada pada proses *preprocessing*, yaitu sama seperti yang dijelaskan pada proses *preprocessing* sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* .

c. Ekstrasi Fitur

Pada proses ini, dilakukan pengambilan fitur / ciri, yang selanjutnya akan digunakan sebagai parameter dalam pelatihan (*training*) dan ujicoba (*testing*).

Proses ekstrasi *fitur* sidik jari ini menggunakan metode *Principal Component Analysis*. Alur proses ekstrasi *fitur* ini dijelaskan pada **Gambar 3.14**.



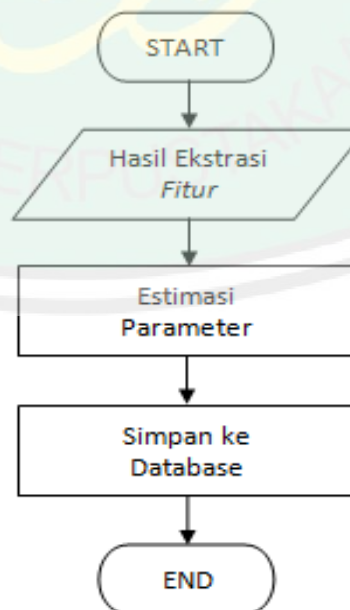
Gambar 3.14 Blog Diagram Proses Ekstrasi Fitur dengan PCA

Berikut ini merupakan langkah-langkah ekstrasi *Fitur* menggunakan PCA :

1. Menyiapkan data citra sidik jari. Setiap data citra sidik jari harus dibentuk menjadi matrik baris atau matrik kolom. Disini data citra sidik jari yang digunakan dirubah menjadi matrik vektor baris citra seperti pada Persamaan (2.2).
2. Mencari nilai rata-rata seluruh citra menggunakan Persamaan (2.3).
3. Menghitung zeromean menggunakan Persamaan (2.5).

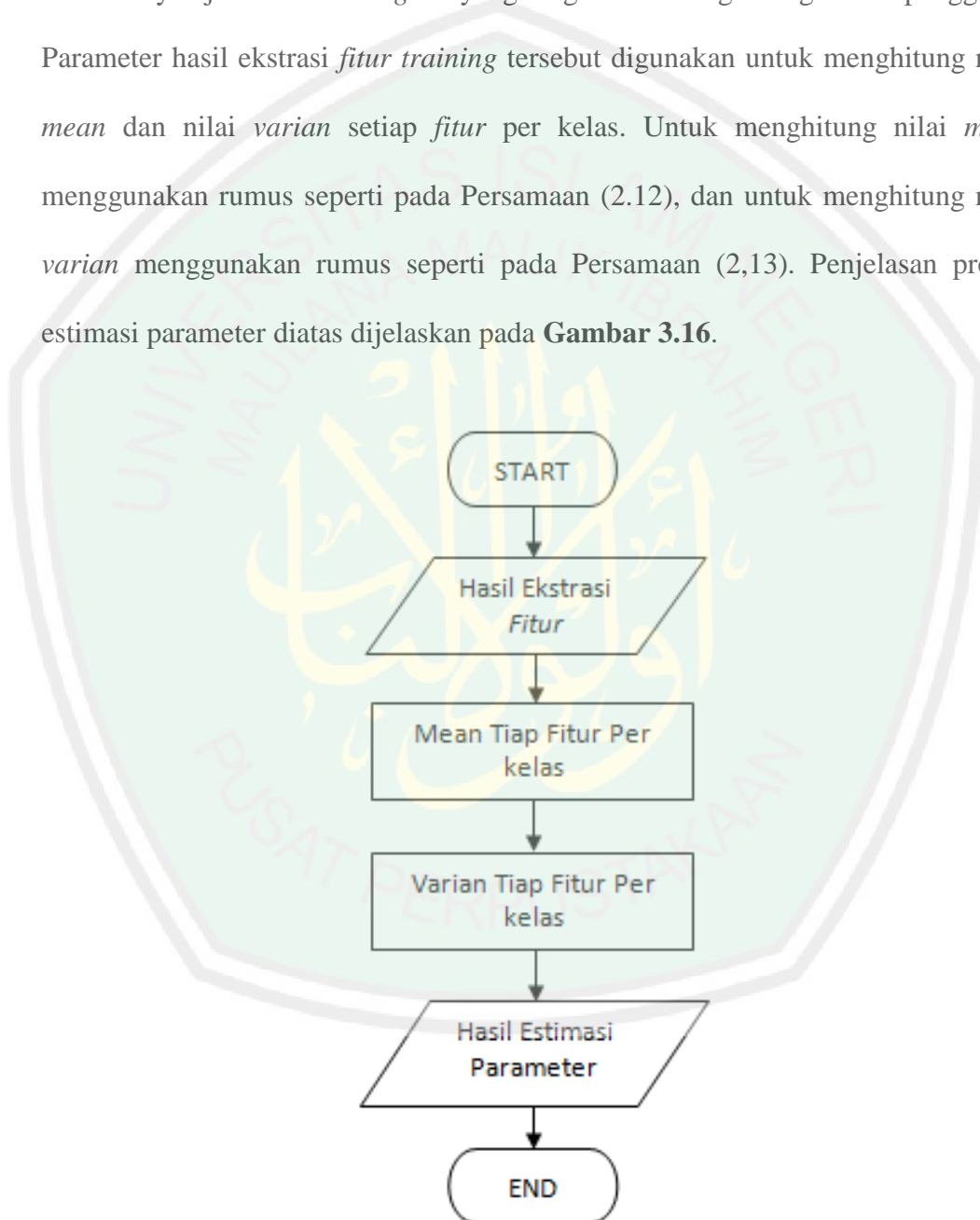
4. Membentuk matrik baru dari hasil zeromean seperti pada Persamaan (2.6) yang digunakan untuk membangun matrik kovarian.
5. Membentuk matrik kovarian menggunakan Persamaan (2.7).
6. Menentukan matrik eigenvector dan eigenvalue menggunakan Persamaan (2.10).
7. Mengurutkan eigenvalue secara *decreasing* dan kolom dari eigenvector menyesuaikan hasil indek dari eigenvalue.
8. Membentuk data set baru untuk menghasilkan dimensi yang lebih kecil menggunakan Persamaan (2.11) dengan hasil akhir berupa vektor ciri yang berupa ciri *eigen* sejumlah data training. Data set baru tersebut merupakan hasil ekstrasi *fitur* yang digunakan untuk proses estimasi parameter.

Berikut ini merupakan flowchart input hasil ekstrasi *fitur* ke database :



Gambar 3.15 Flowchart Input Hasil Ekstrasi *Fitur* ke Database

Setelah dilakukan proses ekstraksi *fitur*, selanjutnya dilakukan proses estimasi parameter dengan menggunakan parameter hasil ekstraksi *fitur* yang sebelumnya jumlah ciri *eigen* yang digunakan tergantung dari pengguna. Parameter hasil ekstraksi *fitur training* tersebut digunakan untuk menghitung nilai *mean* dan nilai *varian* setiap *fitur* per kelas. Untuk menghitung nilai *mean* menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2.12), dan untuk menghitung nilai *varian* menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2,13). Penjelasan proses estimasi parameter diatas dijelaskan pada **Gambar 3.16**.

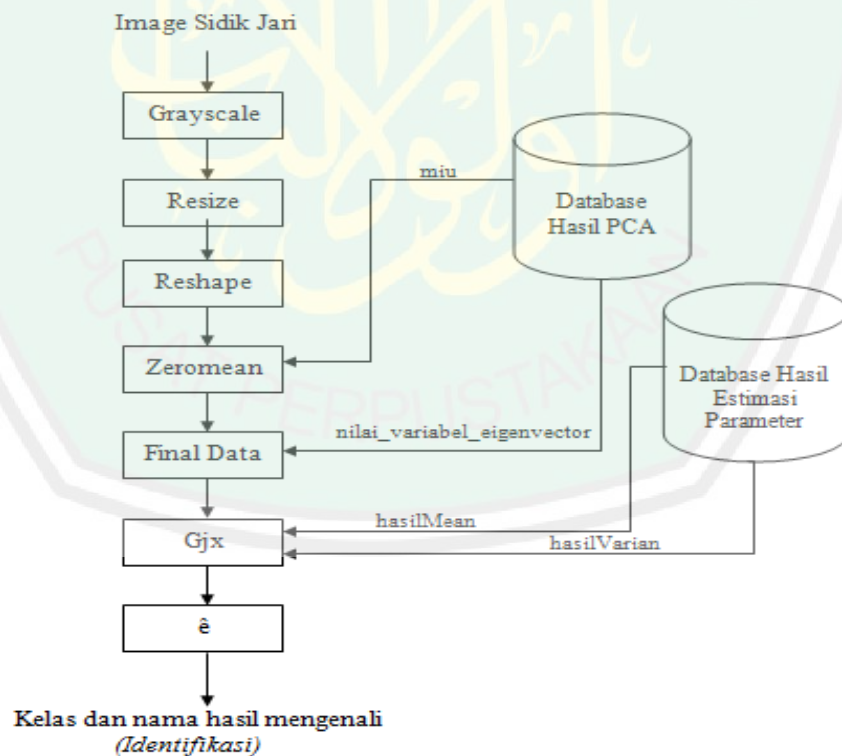


Gambar 3.16 Flowchart Proses Estimasi Parameter

Setelah dilakukan proses estimasi parameter, hasil estimasi parameter dari *fitur* citra sidik jari *training* disimpan ke dalam database untuk dilakukan proses selanjutnya, yaitu dalam proses klasifikasi *testing* untuk mendapatkan hasil identifikasi.

3.3.2.2.2 Proses *Testing*

Dalam proses *testing* dibagi menjadi dua proses *testing*, yaitu : *testing* satu data, dan *testing* kelompok data. **Gambar 3.17** menjelaskan tentang proses *Testing* sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* dengan blog diagram berikut :



Gambar 3.17 Blog Diagram Proses *Testing* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Dalam tahapan-tahapan alur proses testing ini, untuk proses akuisisi citra, *preprocessing*, dan ekstrasi *fitur*, tahapannya sama dengan proses *training*. Namun, untuk proses akuisisi citra inputannya dibedakan menjadi dua, yaitu inputan sebanyak satu data untuk proses *testing* satu data, dan inputan sebanyak n data dalam satu folder untuk proses *testing* banyak data. Inputan citra sidik jari ini merupakan data *testing* image sidik jari yang dirubah terlebih dahulu menjadi *grayscale*, kemudian di *resize*, dan hasil *resize* tersebut di jadikan dalam bentuk vector baris (*reshape*). Citra berupa vector tersebut kemudian digunakan sebagai inputan proses ekstrasi *fitur*.

Untuk proses ekstrasi *fitur* pada proses *testing* ini, dilakukan dengan mengambil nilai *miu* dan *nilai_variabel_eigenvector* dari perhitungan ekstraksi *fitur* pada proses *training* yang nantinya nilai *miu* digunakan untuk proses pengurangan hasil *zeromean* yang dikurangi dengan *Data_Testing*. Hasil *zeromean* tersebut kemudian di *transpose* dan digunakan untuk mencari hasil ekstrasi *fitur testing* yang didapatkan dengan cara mengalikan nilai *nilai_variabel_eigenvector* dengan hasil *transpose zeromean*. Hasil ekstrasi *fitur* pada data *testing* ini nanti akan digunakan sebagai inputan pada proses klasifikasi *testing*.

Untuk proses klasifikasi *testing* dilakukan dengan menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* dengan menggunakan inputan parameter hasil ekstrasi *fitur testing*, hasil *mean*, dan hasil *varian*. Metode *Naive Bayes Classifier* yang diterapkan adalah rumus aturan diskriminan.

Penerapan aturan diskriminan untuk proses klasifikasi ini menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2.20), dan ditunjukkan dalam *flowchart* **Gambar 3.11**, sedangkan untuk perhitungan argument max nya ditunjukkan pada **Gambar 3.12**, dan penjelasannya seperti yang dijelaskan pada sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* .

Hasil output dari sistem ini, yaitu terdiri dari dua kategori, yaitu : teridentifikasi dan tidak teridentifikasi. Jika hasil menunjukkan kecocokan maka program akan mencetak output berupa informasi identitas kelas dan nama pemilik citra sidik jari tersebut.

3.4. Perancangan Antarmuka

Dalam perancangan antarmuka penelitian ini, terdapat 3 halaman, yaitu : halaman utama sistem, halaman proses training, dan halaman identifikasi dalam dua sistem.

3.4.1 Desain *Interface* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Halaman pertama ini merupakan halaman utama sistem, dimana terdapat 2 tombol menu, yaitu : tombol menu proses training, dan tombol menu identifikasi. Desain *interface* ini ditunjukkan pada **Gambar 3.18** berikut :



Gambar 3.18 Desain *interface* Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada halaman kedua ini menampilkan tahapan pembentukan data *training* yang berguna untuk melatih sekumpulan data sidik jari yang sudah disimpan dalam folder tertentu. Di dalam halaman tersebut terdapat tombol “Browse File” yang berfungsi untuk memanggil folder data *training* yang akan di *training* pada sistem, kemudian pada bagian informasi data terdapat isian banyak data, ukuran sampel, dan jumlah kelas sesuai folder data *training* yang diinputkan user, sedangkan untuk dimensi pixel citra terdapat isian baris dan kolom untuk merubah atau *me-resize* ukuran citra sesuai kebutuhan untuk mempermudah melakukan semua proses *training* dengan menekan tombol “TRAINING”, sehingga akan keluar dan ditampilkan secara bersamaan nilai hasil *mean*, hasil *varian*, *confusion*

matrik, dan akurasi optimasi dimensi. Setelah itu muncul akurasi tertinggi dari optimasi dimensi tersebut. Dan hasilnya akan ditampilkan pada halaman proses *training* dibawah ini yang ditunjukkan pada **Gambar 3.19** berikut :

Gambar 3.19 Desain *Interface* Proses Training Identifikasi Sidik Jari Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada halaman ketiga ini terdapat 2 proses *testing*, yaitu : *testing* 1 data, dan *testing* group data. Di dalam interface *testing* 1 data terdapat tombol Browse File dimana hanya dipilih 1 objek saja dalam 1 folder yang dibuka. Setelah itu tekan tombol TESTING untuk melakukan proses identifikasi 1 data dan menampilkan citra asli dan citra *grayscale* yang telah diinputkan, dan setelah itu akan didapati hasil kelas identifikasi sidik jari dan nama pemiliknya.

Sedangkan untuk *interface testing* group data, di dalamnya terdapat tombol Browse File dimana yang dibuka terdapat 1 folder (*banyak data*), kemudian akan muncul secara otomatis banyak data tes di dalam folder yang dibuka tadi. Untuk melakukan proses *identifikasi*, tekan tombol TESTING untuk mengetahui hasil cross tab, confusion matrik, dan akurasi sistem proses *training*nya. Desain *interface* halaman identifikasi akan ditunjukkan pada **Gambar 3.20** berikut :

Gambar 3.20 Desain *Interface* Proses Testing Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

3.4.2 Desain *Interface* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Halaman pertama ini merupakan halaman utama sistem, dimana terdapat 2 tombol menu, yaitu : tombol menu proses training, dan tombol menu identifikasi.

Desain *interface* ini ditunjukkan pada **Gambar 3.21** berikut :



Gambar 3.21 Desain *interface* Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Halaman kedua ini menampilkan tahapan pembentukan data *training* yang berguna untuk melatih sekumpulan data sidik jari yang sudah disimpan dalam folder tertentu. Di dalam halaman tersebut terdapat tombol “Browse File” yang berfungsi untuk memanggil folder data *training* yang akan di *training* pada sistem, kemudian pada bagian informasi data terdapat isian banyak data, ukuran sampel, dan jumlah kelas sesuai folder data training yang diinputkan user,

sedangkan untuk dimensi pixel citra terdapat isian baris dan kolom untuk merubah atau *me-resize* ukuran citra sesuai kebutuhan untuk mempermudah melakukan semua proses *training*, kemudian untuk isian PCA ciri diisi sesuai keinginan *user*. Selanjutnya dengan menekan tombol “TRAINING”, sehingga akan keluar dan ditampilkan secara bersamaan nilai hasil ekstrasi *fitur* PCA, hasil *mean*, dan hasil *varian* pada halaman proses *training* dibawah ini yang ditunjukkan pada **Gambar 3.22** berikut :

The image shows a software interface titled "TRAINING IDENTIFIKASI SIDIK JARI". At the top left, there is a "Browse File" button. Below it, the "INFO DATA" section contains three input fields: "Banyak Data", "Ukuran Sampel", and "Jumlah Kelas". To the right, the "DIMENSI PIXEL" section has two input fields: "Baris" and "Kolom". Below that, the "PCA CIRI" section has one input field. A large "TRAINING" button is positioned to the right of the input fields. At the bottom, there are three output areas: "Hasil Ekstrasi Fitur PCA" (a large empty box), "Hasil Mean" (a smaller empty box), and "Hasil Varian" (another smaller empty box).

Gambar 3.22 Desain *Interface* Proses *Training* Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Halaman ketiga ini terdapat 2 proses *testing*, yaitu : *testing* 1 data, dan *testing* group data. Di dalam interface *testing* 1 data terdapat tombol *Browse File* dimana hanya dipilih 1 objek saja dalam 1 folder yang dibuka. Setelah itu tekan tombol *TESTING* untuk melakukan proses identifikasi 1 data dan menampilkan

citra asli dan citra *grayscale* yang telah diinputkan, dan setelah itu akan didapati hasil kelas identifikasi sidik jari dan nama pemiliknya.

Sedangkan untuk *interface testing* group data, di dalamnya terdapat tombol Browse File dimana yang dibuka terdapat 1 folder (*banyak data*), kemudian akan muncul secara otomatis banyak data tes di dalam folder yang dibuka tadi. Untuk melakukan proses *identifikasi*, tekan tombol TESTING untuk mengetahui hasil cross tab, confusion matrik, dan akurasinya. Desain *interface* halaman identifikasi akan ditunjukkan pada **Gambar 3.23** berikut :

Gambar 3.23 Desain *Interface* Proses *Testing* Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai rangkaian uji coba dan evaluasi terhadap penelitian yang telah dilakukan. Implementasi berupa fungsi-fungsi atau source code untuk proses identifikasi sidik jari mulai dari tahap awal hingga akhir. Uji coba ditujukan untuk melihat sejauh mana keberhasilan dari implementasi perangkat lunak ini dan evaluasi dilakukan dengan melakukan analisa terhadap hasil dari uji coba dan juga untuk mendapatkan kesimpulan dan saran untuk pengembangan kedepan bagi implementasi aplikasi perangkat lunak ini.

4.1. Spesifikasi Platform Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Yang Digunakan Untuk Implementasi

Implementasi merupakan proses pembangunan komponen-komponen pokok sebuah sistem berdasarkan desain yang sudah dibuat. Implementasi system juga merupakan sebuah proses pembuatan dan penerapan sistem secara utuh baik dari sisi perangkat keras maupun perangkat lunaknya. Implementasi ini terdapat lingkungan perangkat keras dan lingkungan perangkat lunak yang mendukung kinerja sistem. Spesifikasi dari perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam uji coba ini antara lain adalah:

Tabel 4.1 Spesifikasi Platform Perangkat Keras dan Perangkat Lunak Yang Digunakan

No	Jenis Perangkat	Spesifikasi
1.	Laptop	Toshiba L630
2.	Prosesor	Intel® Core™ i3 CPU M 380 @ 2.53Ghz 2.53Ghz

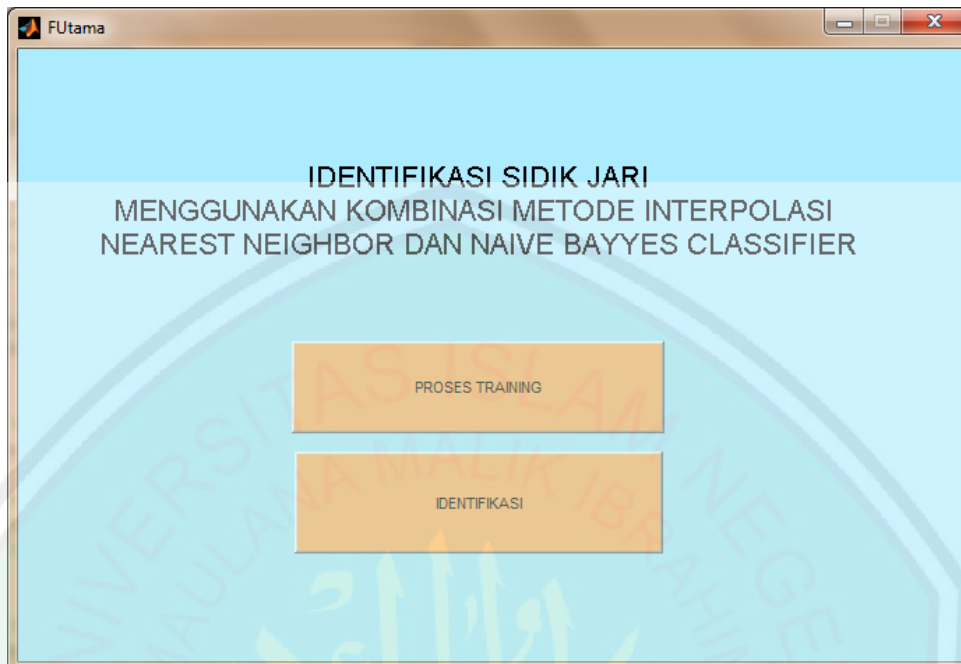
3.	Memori	RAM 5,00 GB
4.	Sistem Operasi	Windows 7
5.	Perangkat Pengembang	Matlab 2010a

4.2 Penjelasan Program

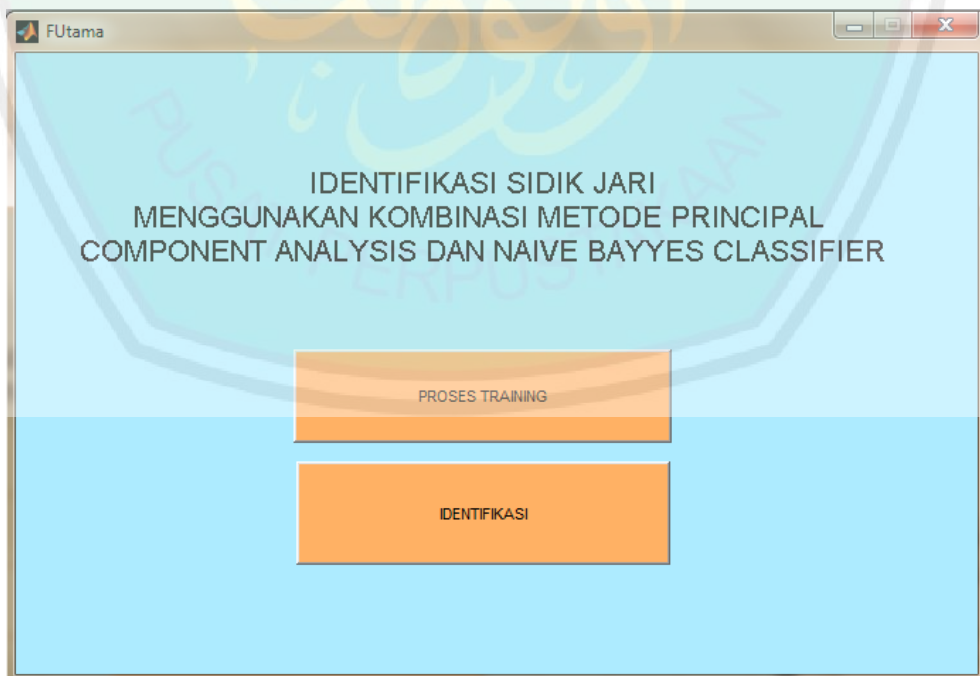
Di dalam subbab penjelasan program ini dijelaskan mengenai alur pembuatan dan kegunaan program yang dibuat beserta tampilan desain dari program. Program yang dijelaskan disini terdapat dua aplikasi, yaitu : aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*. Berikut ini tampilan-tampilan halaman dalam program yang dibuat :

4.2.1 Halaman Utama

Halaman ini merupakan halaman utama sistem identifikasi sidik jari yang berisi dua tombol menu, yaitu : tombol menu proses *training*, dan tombol menu identifikasi. Untuk tombol menu proses *training* ditujukan pada halaman proses *training*, sedangkan untuk tombol menu identifikasi ditujukan pada halaman identifikasi. Tampilan halaman utama aplikasi ditunjukkan pada **Gambar 4.1**, dan **Gambar 4.2**.



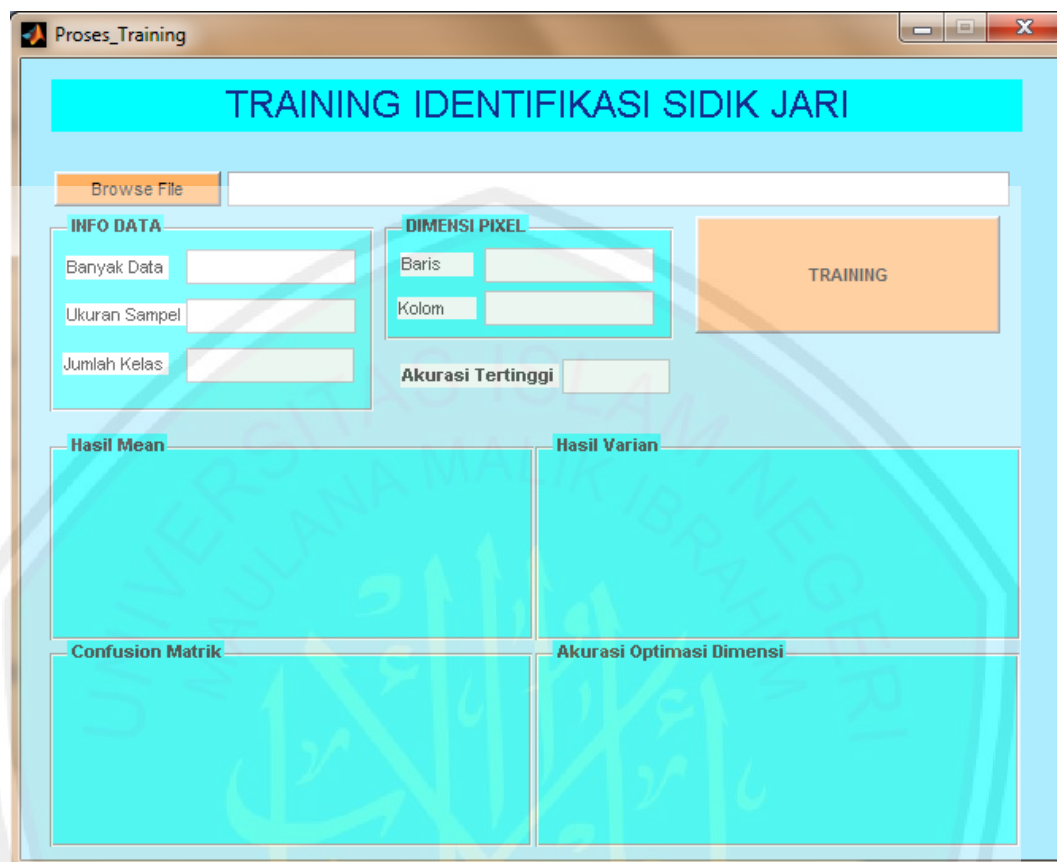
Gambar 4.1 Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan Naive Bayes Classifier



Gambar 4.2 Halaman Utama Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan Naive Bayes Classifier

4.2.2 Halaman Proses *Training*

Pada halaman sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier* ini merupakan halaman proses *training* dalam tahap pembentukan data *training* dimana dibutuhkan *user* untuk mengisikan terlebih dahulu semua informasi yang disediakan di *interface* untuk dapat mempermudah melakukan proses *training*. Yang perlu diinputkan terlebih dahulu oleh *user* yaitu memilih folder data *training* yang telah disimpan, mengisi informasi data yang terdiri dari banyak data, ukuran sampel, dan jumlah kelas, dan mengisi dimensi pixel baris dan kolom citra untuk melakukan proses optimasi dimensi, setelah itu tekan tombol TRAINING untuk memproses dan menampilkan perhitungan hasil *mean*, *varian*, *confusion matrik*, akurasi optimasi dimensi, dan akurasi tertinggi. Optimasi dimensi disini digunakan untuk mendapatkan hasil dimensi pixel dengan akurasi tertinggi yang nanti ditampilkan pada akurasi tertinggi pada *interface* tersebut. **Gambar 4.3** menunjukkan tampilan halaman proses *training*.



Gambar 4.3 Tampilan Halaman Proses *Training* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada halaman sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* ini merupakan halaman proses *training* dalam tahap pembentukan data *training* dimana dibutuhkan *user* untuk mengisi terlebih dahulu semua informasi yang disediakan di *interface* untuk dapat mempermudah melakukan proses *training*. Yang perlu diinputkan terlebih dahulu oleh *user* yaitu memilih folder data *training* yang telah disimpan, mengisi informasi data yang terdiri dari banyak data, ukuran sampel, dan jumlah kelas, dan mengisi dimensi pixel baris dan kolom citra

yang sesuai, dan mengisi PCA ciri untuk mendapatkan hasil ekstrasi *fitur* yang berbeda dengan jumlah ciri *eigen* yang berbeda juga. Hasil ekstrasi *fitur* PCA dengan jumlah ciri yang berbeda-beda ini juga akan berpengaruh untuk hasil akurasi proses *identifikasi*. Dikarenakan, dengan pengambilan jumlah ciri yang berbeda-beda, maka hasil akurasi *identifikasinya* berbeda-beda pula. Pada penelitian ini PCA ciri yang digunakan hanya 15 ciri *eigen* dari sebanyak jumlah *resize* yang digunakan. Setelah semuanya terisi, *user* menekan tombol TRAINING untuk memproses perhitungan hasil ekstrasi *fitur* PCA, dan hasil estimasi parameter yaitu hasil *mean* dan *varian* yang akan ditampilkan pada *interface* dan disimpan untuk digunakan pada proses *identifikasi*. **Gambar 4.4** menunjukkan tampilan halaman proses *training*.



Gambar 4.4 Tampilan Halaman Proses *Training* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Berikut *source code* untuk mengambil data menjadi data training ditunjukkan pada **Gambar 4.5** berikut :

```

%%%%%%%% Mengambil Data Menjadi Data Training %%%%%%%%%
bnyk_data=bnyk_datas
for sampel=1:bnyk_data
    Objek=strcat(datapath,'\ ',int2str(sampel), '.jpg');
    ObjekProses=imread(Objek);
    resize=imresize(ObjekProses,[irow,icol]);
    gray = rgb2gray(resize);
    Data_y(sampel,1:irow*icol)=reshape(gray,1,irow*icol);
end

bnyk_kelas=bnyk_kelas
sampel=sampel_pkelas;
sum=0;
    for i=1:bnyk_kelas
        for j=1:sampel
            sum=sum+1;
            Data_c(sum)=i;
        end
    end

Data_y=double(Data_y);
Data_c=double(Data_c');
disp('=====data training=====')
Data = [Data_y Data_c]
disp('=====')

```

Gambar 4.5 *Source code* Mengambil data menjadi data training

Berikut *source code* untuk mengumpulkan atau memisahkan data per kelas yang ditunjukkan pada **Gambar 4.6** berikut :

```

% Digunakan untuk mengumpulkan/memisahkan data per kelas
% Input:
%   Data_y: data pada setiap fitur
%   Data_c: data yang memuat kelas dan bersesuaian dengan
Data_y
%   Asumsi data terurut sesuai dengan kelasnya dan ukuran
kelasnya sama
% Output:
%   DataKelas: data untuk masing-masing kelas yang sudah
dipisahkan
%   BanyakKelas: banyaknya kelas yang ada dalam data
%   BanyakSampelKelas: ukuran sampel pada masing-masing kelas

```

```

[N n]=size(Data_y);
BanyakSampelKelas=[];
%banyaknya kelas
BanyakKelas=max(Data_c);
kode=[];
count=0;
% menentukan jumlah sampel masing-masing kelas
for k=1:BanyakKelas
    for j=1:N
        if (Data_c(j)==k)
            count=count+1;
        end
    end
    BanyakSampelKelas(k)=count;
    count=0;
end
% menentukan masing-masing sampel kelas
SampelAwal=0;
for k=1:BanyakKelas
    if (k==1)
        for baris=1:BanyakSampelKelas(1)
            for kolom=1:n
                DataKelas(baris,kolom,k)=Data_y(baris,kolom);
            end
        end
    else
        SampelAwal=SampelAwal+BanyakSampelKelas(k-1);
        SampelAkhir=SampelAwal+BanyakSampelKelas(k);
        for baris=(SampelAwal+1):SampelAkhir
            for kolom=1:n
                DataKelas((baris-
SampelAwal),kolom,k)=Data_y(baris,kolom);
            end
        end
    end
end
end
DataKelas

```

Gambar 4.6 Source code mengumpulkan atau memisahkan data per kelas

Berikut *source code* untuk perhitungan ekstrasi *fitur* menggunakan metode

Principal Component Analysis yang ditunjukkan pada **Gambar 4.7** berikut :

```

%%%%% PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS %%%%%
%%%%% PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS %%%%%
%%%%% PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS %%%%%
for k=1:BanyakKelas
    [h,w]=size(DataKelas);
    %mencari nilai rata rata seluruh citra dan digandakan
    miu = repmat(mean(DataKelas),h,1)

```

```

%menghitung zero mean
zeromean = DataKelas - miu
%dijadikn matrik kovarian
matrik_kovarian(:,:,k)= cov(zeromean(:,:,k));
%menentukn matrik eigvector dan eigenvalue
[eigvector(:,:,k), eigvalue(:,:,k)] =
eig(matrik_kovarian(:,:,k));
%untuk mengambil nilai diagonal dari eigenvalue
eigvaluee(:,:,k) = diag(eigvalue(:,:,k));
%lalu mengurutkan eigenvalue yg dikalikan dari kecil ke
besar
%index digunakan untuk menyimpan urutan data
[eigvalue_asli(:,:,k), index_kelas(:,:,k)]=sort(-
eigvaluee(:,:,k));

eigvaluee = eigvaluee(:,:,k);
%mengambil data urutan eigenvalue yang disimpan di index
tadi
urutan_eigvalue(:,:,k) = eigvaluee(index_kelas(:,:,k));

eigvector= eigvector(:,:,k);
%mengurutkan eigen mengikuti nilai pada variabel index
urutan_eigvector(:,:,k) =eigvector(:,index_kelas(:,:,k));
%untuk mengambil nilai eigen yg mana disini menggunakan 1
ciri sampai ke n-ciri
nilaiVariabel_eigvector(:,:,k)=
transpose(eigvector(:,1:ciri_eig))

zeromean = zeromean(:,:,k);
rowzeromean(:,:,k) = transpose(zeromean);
hasil(:,:,k) = nilaiVariabel_eigvector(:,:,k) *
rowzeromean(:,:,k);
Hasil_Akhir(:,:,k)=transpose(hasil(:,:,k));

end
end

```

Gambar 4.7 Source code perhitungan ekstrasi fitur PCA

Hasil dari ekstrasi *fitur* PCA digunakan sebagai inputan untuk mencari nilai *mean*, dan *varian* pada proses estimasi parameter. Dan hasil estimasi tersebut nantinya digunakan sebagai parameter inputan *Naive Bayes Classifier*. Berikut *source code* perhitungan estimasi parameter hasil *mean* dan *varian* yang ditunjukkan pada **Gambar 4.8** berikut :

```

function [hasilMean hasilVarian] =
hitungmeanvarian (BanyakKelas, DataFitur, ciri_eig)

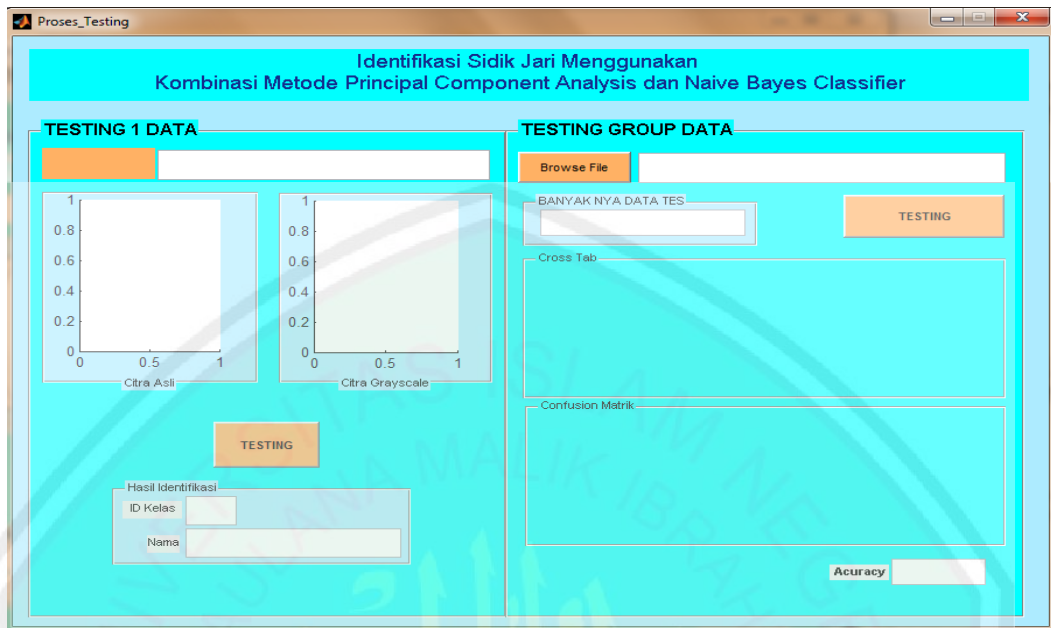
%inisial nilai mean dan covarian
for kelas=1:BanyakKelas
    for i=1:ciri_eig
        hasilVarian(kelas,i)=var(DataFitur(:,i,kelas));
        hasilMean(kelas,i)=mean(DataFitur(:,i,kelas));
    end;
end
end

```

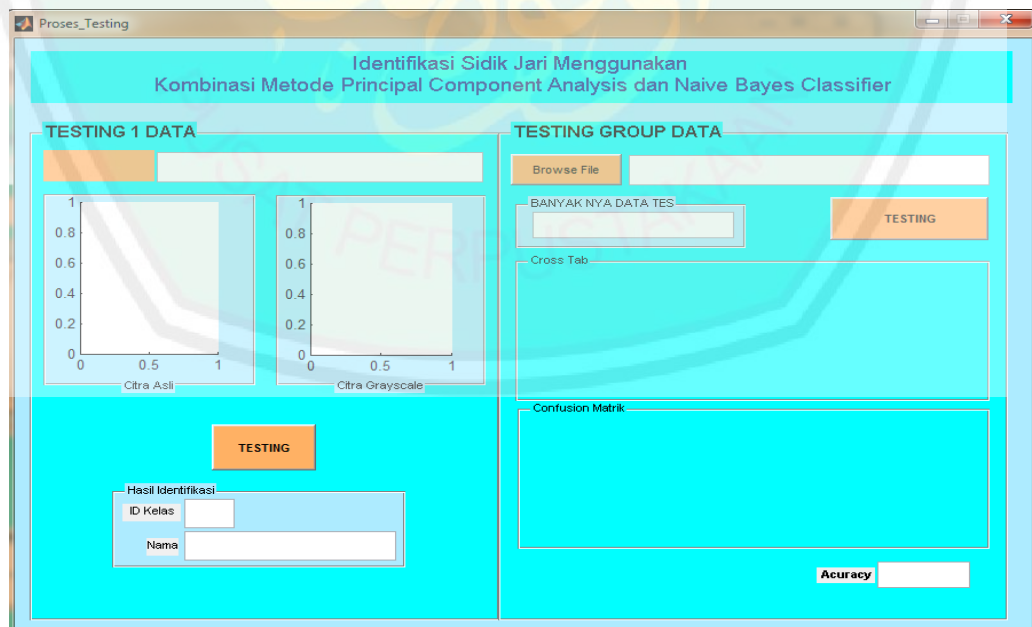
Gambar 4.8 Source code function perhitungan estimasi parameter

4.2.3 Halaman Proses *Identifikasi*

Untuk halaman proses identifikasi pada sistem identifikasi sidik jari menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*, dan identifikasi sidik jari menggunakan metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* ini *interface* prosesnya sama. Proses ini merupakan proses identifikasi citra sidik jari yang akan ditampilkan pada halaman *interface* dibawah ini :



Gambar 4.9 Halaman Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan Naive Bayes Classifier



Gambar 4.10 Halaman Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan Naive Bayes Classifier

Proses *identifikasi* ini terbagi menjadi dua proses *testing*, yaitu : proses *testing* satu data, dan *testing* group data. Pada proses *testing* satu data ini hanya melakukan uji coba dengan 1 citra sidik jari saja, sedangkan untuk proses *testing* group data ini dengan melakukan uji coba secara group (*satu folder*) secara bersamaan dengan data sidik jari yang berbeda-beda. Dalam uji coba *testing* 1 data, pada saat proses identifikasi hanya muncul identitas kelas yang mengenali. Sedangkan untuk uji coba *testing* group data, akan muncul proses identifikasi dengan dimunculkan pada tabel *crosstab*, dan *confusion matrik* yang kemudian dihitung akurasi identifikasinya.

Berikut *source code* untuk perhitungan metode *Naive Bayes Classifier* yang ditunjukkan pada **Gambar 4.11** berikut :

```
% NAIVE BAYES CLASSIFIER
function [id,gj,pv0] = NBClassifier(xi, hasilMean, hasilVarian)
disp('--- start NaiveBayes Classifier ---')
%w : Banyaknya Kelas
[h ciri w]=size(xi);
% menghitung log probabilitas kelas
banyak_sample=double(h*w);
for i=1:w
    pw(i)=double(w)/banyak_sample;
    log_pw(i)=log(pw(i));
end
% menghitung log standar deviasi
for cr=1:ciri
    for x=1:w
        logstdDevisasi(x,cr)=log(sqrt(hasilVarian(x,cr)));
    end
end
%Menghitung Probabilitas test
for cr=1:ciri
    for x=1:w
        sigma_hasil_bagi=sum(((xi(1, :, x) -
hasilMean(x, cr)).^2)/hasilVarian(cr));
        gj(x, cr)=log_pw(x)-sum(logstdDevisasi(x,cr))-
(0.5*sigma_hasil_bagi);
    end
end
```

```

% get predicted output for test set
[a,b]=max(gj);
[c,d]=max(max(gj));
id=b(d);
pv0=a(d);

```

Gambar 4.11 Source code function perhitungan Naive Bayes Classifier

Berikut potongan *source code crosstab*, *confusion matrik*, dan akurasi *testing group* data yang ditunjukkan pada **Gambar 4.12** berikut :

```

tespkelas=banyak_data/BanyakKelas;
for i=1:BanyakKelas
    for j=1:BanyakKelas
        conf(i,j)=0;
    end
end

data=0;
cros=[];
for i=1:BanyakKelas
    for j=1:tespkelas
        data=data+1;
        Data_Testing=double(T(data,:));
        [Hasil_Tes] = DataTest(BanyakKelas, Data_Testing, miu,
        nilaiVariabel_eigvector,sampel_pkelas);
        [id,gj,pv0] = NBClassifier(Hasil_Tes, hasilMean,
        hasilVarian, logstdDeviiasi);
        conf(i,id)=conf(i,id)+1;
        cros=[cros;i,j,id]
    end
end

file=[path 'conf.mat'];
save (file,'conf');
file=[path 'cros.mat'];
save (file,'cros');
for i=1:BanyakKelas
    a{i}=['Kls' int2str(i)];
end
b = {'Kls' 'Data Tes' 'Kls Hasil'};
t1=uitable('Data', cros,...
    'ColumnName', b,...
    'Position', [450 240 390 131]);
t1=uitable('Data', conf,...
    'ColumnName', a,...
    'Position', [450 90 390 131]);

```

```

%Menghitung Akurasi
acc=0;
disp(BanyakKelas);
disp(banyak_data);
disp(tespkelas);
for i=1:BanyakKelas
    acc=acc+(conf(i,i)/tespkelas);
end
acc=(acc/BanyakKelas)*100;
disp(['Acuracy : ' num2str(acc) '%'] );
set(handles.edit17,'String',[' ' num2str(acc) ' %']);

```

Gambar 4.12 Source code crosstab, confusion matrik, dan akurasi testing group data

4.3. Uji Coba Sistem

Pada subbab ini akan dijelaskan mengenai langkah-langkah uji coba, dan hasil uji coba untuk menguji kinerja sistem, dan mengukur akurasi sistem.

4.3.1 Langkah-Langkah Uji Coba

Langkah-langkah uji coba pada penelitian ini dapat dijabarkan sebagai berikut :

- a. Akuisisi citra. Pada akuisisi citra ini meliputi pengambilan data citra sidik jari. Data citra sidik jari yang diambil adalah tiga puluh citra sidik jari kanan setiap koresponden. Pengambilan data citra sidik jari dengan cara menempelkan ibu jari pada *stam pad ink* berwarna biru, kemudian ditempelkan pada selebar kertas template sidik jari yang sebelumnya sudah dibuat untuk pengambilan data yang akan diuji.

- b. *Scanning*. Kertas template yang sudah ada citra sidik jarinya tersebut kemudian di-*scan* menggunakan alat *scanning* Kinoca Minolta C6500 dengan resolusi 300 dpi dan menghasilkan citra berukuran 5494 x 7658 pixel.
- c. *Cropping*. Citra sidik jari yang sudah di-*scan* kemudian di-*crop* dengan ukuran 300 x 200 pixel untuk masing-masing citra sidik jari. Proses *cropping* dilakukan menggunakan *software* Adobe Photoshop CS3.
- d. Simpan dalam *drive* komputer. Citra sidik jari yang sudah di-*crop* kemudian disimpan ke dalam *drive* komputer. Citra sidik jari yang dimasukkan berupa citr sidik jari tegak lurus.
- e. Uji Coba. Ada dua sistem yang dilakukan pada tahap uji coba ini, yaitu uji coba pada sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, dan identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*. Skenario pengujian yang dilakukan pada sistem yang pertama, yaitu pada proses *training*, dan *identifikasi*. Uji coba pada proses *training* tersebut dilakukan untuk memperoleh hasil *mean* dan *varian* yang nantinya digunakan untuk proses *identifikasi*, dan mengetahui akurasi sistem *training* dengan berbagai macam koresponden dan jumlah data *training* yang berbeda. Sedangkan untuk skenario pengujian yang dilakukan pada sistem kedua hanya pada proses *identifikasi* saja. Uji coba untuk *training* ini dilakukan dengan berbagai macam koresponden dan jumlah data *training* yang berbeda. Sedangkan untuk uji coba proses *identifikasi* pada dua sistem ini terdapat dua macam uji coba, yaitu : uji coba *testing* satu data, dan uji coba

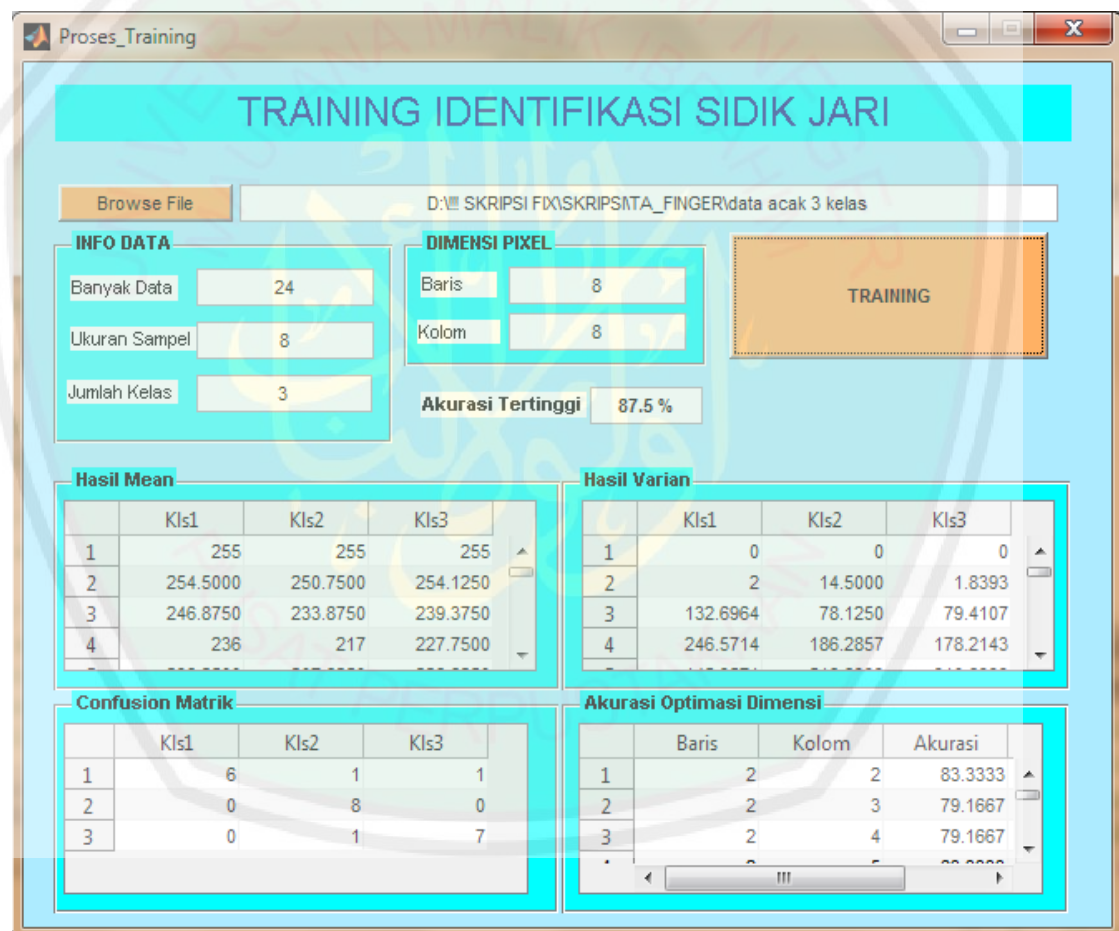
testing group data. Citra input uji coba untuk *testing* satu data sebanyak satu data, sedangkan untuk citra input uji coba *testing group* data sebanyak n data. Data citra input uji coba yang digunakan berupa citra sidik jari yang diambil secara tegak lurus menggunakan tinta stempel yang ditempelkan pada kertas dan di-*scan* dengan *scanner* dengan format .JPEG. Namun, di subab hasil uji coba proses identifikasi nanti yang dijelaskan hanya *testing group* saja, karena hasil identifikasinya sudah mewakili dari proses identifikasi *testing* satu data. Uji coba proses *testing* bertujuan untuk mengetahui apakah aplikasi dapat berjalan sesuai keinginan, serta menghitung akurasi hasil identifikasi.

4.3.2 Hasil Uji Coba Proses *Training* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Pada proses uji coba proses *training* ini dilakukan dengan menggunakan optimasi dimensi hanya menggunakan *preprocessing grayscale* dan *resize*, dan ekstrasi *fitur* berupa vektor baris yang nantinya digunakan untuk proses estimasi parameter mencari nilai *mean*, dan *variannya*. Parameter tersebut digunakan sebagai inputan perhitungan *Naive Bayes Classifier* untuk proses identifikasi. Uji coba ini hanya sebagai pembandingan mencari akurasi sistem *training* saja tanpa menggunakan ekstrasi *fitur Principal Component Analysis*.

Proses *training* ini dilakukan dengan berbagai macam koresponden dan data *training* yang dipakai. Proses ini dilakukan untuk melakukan pelatihan data sistem agar dapat mengenali citra inputan yang akan dikenali. Akurasi sistem

training ini didapatkan dengan mengenali kembali setiap data *training* sebagai input *testing* dengan *Naive Bayes Classifier*. Dalam proses *training*, data *training* memiliki peran yang sangat penting dalam pembelajaran dan pembentukan akurasi sistem. Semakin baik data *training*, semakin baik pula akurasi sistemnya. Dan sebaliknya, semakin buruk data *training* akan berpengaruh juga terhadap penurunan akurasi sistemnya. Berikut contoh uji coba proses *training* :



Gambar 4.13 Uji Coba Proses *Training* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Berikut merupakan hasil uji coba proses *training* yang dijelaskan dengan tabel akurasi berdasarkan dimensi pixel baris dan kolom dengan berbagai uji coba menggunakan jumlah koresponden yang berbeda dengan ditunjukkan ukuran dimensi pixel yang akurasi nya tertinggi :

1. Percobaan 1

Percobaan dengan data *training* 2 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.2 Akurasi proses *training* 2 kelas dengan 25 data per kelas

Baris	Kolom	Akurasi	Eror
2	2	90.0000	10.0000
2	3	88	12
2	4	88	12
2	5	88	12
2	6	86	14
2	7	86	14
2	8	82	18
3	2	92	8
3	3	86	14
3	4	86	14
3	5	86	14
3	6	88	12
3	7	86	14
3	8	84.0000	16.0000
4	2	86	14
4	3	86	14
4	4	86	14
4	5	88	12
4	6	88	12
4	7	84.0000	16.0000
4	8	66	34
5	2	86	14
5	3	86	14
5	4	86	14
5	5	86	14
5	6	86	14
5	7	66	34
5	8	50	50

6	2	86	14
6	3	84.0000	16.0000
6	4	84.0000	16.0000
6	5	84.0000	16.0000
6	6	66	34
6	7	50	50
6	8	50	50
7	2	86	14
7	3	82	18
7	4	70	30
7	5	60	40
7	6	50	50
7	7	50	50
7	8	50	50
8	2	86	14
8	3	74	26
8	4	54	46
8	5	50	50
8	6	50	50
8	7	50	50
8	8	50	50

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 3x2 pixel dengan akurasi kebenaran 92% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 8%.

2. Percobaan 2

Percobaan dengan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.3 Akurasi proses *training* 3 kelas dengan 25 data per kelas

Baris	Kolom	Akurasi	Eror
2	2	72.0000	28.0000
2	3	70.6667	29.3333
2	4	70.6667	29.3333
2	5	70.6667	29.3333
2	6	68	32
2	7	69.3333	30.6667
2	8	68	32

3	2	73.3333	26.6667
3	3	69.3333	30.6667
3	4	68	32
3	5	73.3333	26.6667
3	6	65.3333	34.6667
3	7	64	36
3	8	58.6667	41.3333
4	2	68	32
4	3	70.6667	29.3333
4	4	72.0000	28.0000
4	5	66.6667	33.3333
4	6	60	40
4	7	57.3333	42.6667
4	8	44	56
5	2	69.3333	30.6667
5	3	70.6667	29.3333
5	4	72.0000	28.0000
5	5	65.3333	34.6667
5	6	61.3333	38.6667
5	7	44	56
5	8	33.3333	66.6667
6	2	69.3333	30.6667
6	3	70.6667	29.3333
6	4	65.3333	34.6667
6	5	62.6667	37.3333
6	6	45.3333	54.6667
6	7	33.3333	66.6667
6	8	33.3333	66.6667
7	2	70.6667	29.3333
7	3	68	32
7	4	33.3333	66.6667
7	5	33.3333	66.6667
7	6	33.3333	66.6667
7	7	33.3333	66.6667
7	8	33.3333	66.6667
8	2	70.6667	29.3333
8	3	68	32
8	4	33.3333	66.6667
8	5	33.3333	66.6667
8	6	33.3333	66.6667
8	7	33.3333	66.6667
8	8	33.3333	66.6667

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 3x2 pixel, 3x5 pixel dengan akurasi kebenaran 73,33% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 26,67%.

3. Percobaan 3

Percobaan dengan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.4 Akurasi proses *training* 3 kelas dengan 10 data per kelas

Baris	Kolom	Akurasi	Error
2	2	83.3333	16.6667
2	3	83.3333	16.6667
2	4	83.3333	16.6667
2	5	83.3333	16.6667
2	6	83.3333	16.6667
2	7	83.3333	16.6667
2	8	86.6667	13.3333
3	2	86.6667	13.3333
3	3	83.3333	16.6667
3	4	83.3333	16.6667
3	5	80	20
3	6	66.6667	33.3333
3	7	66.6667	33.3333
3	8	73.3333	26.6667
4	2	86.6667	13.3333
4	3	83.3333	16.6667
4	4	80	20
4	5	70	30
4	6	63.3333	36.6667
4	7	66.6667	33.3333
4	8	70	30
5	2	86.6667	13.3333
5	3	86.6667	13.3333
5	4	70	30
5	5	66.6667	33.3333
5	6	66.6667	33.3333
5	7	33.3333	66.6667
5	8	33.3333	66.6667
6	2	86.6667	13.3333
6	3	86.6667	13.3333

6	4	66.6667	33.3333
6	5	33.3333	66.6667
6	6	33.3333	66.6667
6	7	33.3333	66.6667
6	8	33.3333	66.6667
7	2	80	20
7	3	80	20
7	4	33.3333	66.6667
7	5	33.3333	66.6667
7	6	33.3333	66.6667
7	7	33.3333	66.6667
7	8	33.3333	66.6667
8	2	70	30
8	3	73.3333	26.6667
8	4	33.3333	66.6667
8	5	33.3333	66.6667
8	6	33.3333	66.6667
8	7	33.3333	66.6667
8	8	33.3333	66.6667

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 2x8 pixel, 3x2 pixel, 4x2 pixel, 5x2 pixel, 5x3 pixel, 6x2 pixel, dan 6x3 pixel dengan akurasi kebenaran 86,67% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 13,33%.

4. Percobaan 4

Percobaan dengan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 8 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.5 Akurasi proses *training* 3 kelas dengan 8 data per kelas

Baris	Kolom	Akurasi	Error
2	2	83.3333	16.6667
2	3	79.1667	20.8333
2	4	79.1667	20.8333
2	5	83.3333	16.6667
2	6	83.3333	16.6667
2	7	83.3333	16.6667
2	8	83.3333	16.6667

3	2	83.3333	16.6667
3	3	87.5000	12.5000
3	4	83.3333	16.6667
3	5	83.3333	16.6667
3	6	83.3333	16.6667
3	7	75	25
3	8	66.6667	33.3333
4	2	83.3333	16.6667
4	3	87.5000	12.5000
4	4	87.5000	12.5000
4	5	83.3333	16.6667
4	6	79.1667	20.8333
4	7	62.5000	37.5000
4	8	37.5000	62.5000
5	2	83.3333	16.6667
5	3	83.3333	16.6667
5	4	83.3333	16.6667
5	5	83.3333	16.6667
5	6	41.6667	58.3333
5	7	33.3333	66.6667
5	8	33.3333	66.6667
6	2	83.3333	16.6667
6	3	83.3333	16.6667
6	4	87.5000	12.5000
6	5	54.1667	45.8333
6	6	33.3333	66.6667
6	7	33.3333	66.6667
6	8	33.3333	66.6667
7	2	87.5000	12.5000
7	3	83.3333	16.6667
7	4	83.3333	16.6667
7	5	33.3333	66.6667
7	6	33.3333	66.6667
7	7	33.3333	66.6667
7	8	33.3333	66.6667
8	2	87.5000	12.5000
8	3	83.3333	16.6667
8	4	33.3333	66.6667
8	5	33.3333	66.6667
8	6	33.3333	66.6667
8	7	33.3333	66.6667
8	8	33.3333	66.6667

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 3x3 pixel, 4x3 pixel, 4x4 pixel, 6x4 pixel 7x2 pixel, dan 8x2 pixel dengan akurasi kebenaran 87,5% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 12,5%.

5. Percobaan 5

Percobaan dengan data *training* 5 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.6 Akurasi proses *training* 5 kelas dengan 25 data per kelas

Baris	Kolom	Akurasi	Error
2	2	52	48
2	3	53.6000	46.4000
2	4	55.2000	44.8000
2	5	56.8000	43.2000
2	6	58.4000	41.6000
2	7	49.6000	50.4000
2	8	44.8000	55.2000
3	2	58.4000	41.6000
3	3	59.2000	40.8000
3	4	60	40
3	5	64	36
3	6	52.0000	48.0000
3	7	48.0000	52.0000
3	8	40.8000	59.2000
4	2	58.4000	41.6000
4	3	59.2000	40.8000
4	4	62.4000	37.6000
4	5	60	40
4	6	49.6000	50.4000
4	7	40.8000	59.2000
4	8	26.4000	73.6000
5	2	56.0000	44.0000
5	3	57.6000	42.4000
5	4	59.2000	40.8000
5	5	60.8000	39.2000
5	6	40.8000	59.2000
5	7	26.4000	73.6000
5	8	20	80
6	2	52.8000	47.2000
6	3	56.8000	43.2000

6	4	57.6000	42.4000
6	5	20	80
6	6	20	80
6	7	20	80
6	8	20	80
7	2	56.0000	44.0000
7	3	54.4000	45.6000
7	4	20	80
7	5	20	80
7	6	20	80
7	7	20	80
7	8	20	80
8	2	54.4000	45.6000
8	3	56.0000	44.0000
8	4	20	80
8	5	20	80
8	6	20	80
8	7	20	80
8	8	20	80

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 3x5 pixel dengan akurasi kebenaran 64% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 36%.

6. Percobaan 6 dan Percobaan 7

Percobaan dengan data *training* 10 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*).

Tabel 4.7 Akurasi proses *training* 10 kelas dengan 10 data per kelas

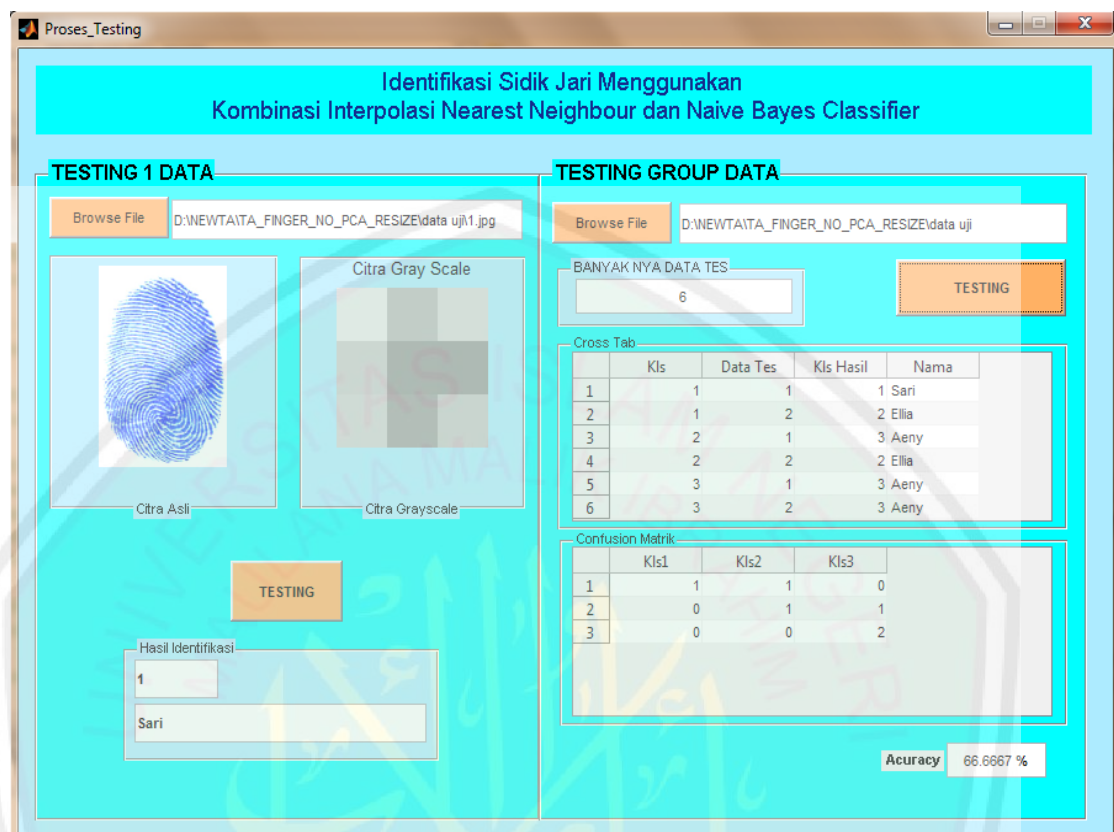
Baris	Kolom	Akurasi	Eror
2	2	39	61
2	3	39.0000	61.0000
2	4	39	61
2	5	38	62
2	6	33.0000	67
2	7	30.0000	70
2	8	29.0000	71
3	2	41	59
3	3	41	59

3	4	40	60
3	5	37	63
3	6	32	68
3	7	27.0000	73
3	8	28.0000	72
4	2	37	63
4	3	38	62
4	4	36	64
4	5	32	68
4	6	29.0000	71
4	7	10	90
4	8	10	90
5	2	38	62
5	3	33.0000	67
5	4	27	73
5	5	10	90
5	6	10	90
5	7	10	90
5	8	10	90
6	2	36	64
6	3	25	75
6	4	23.0000	77
6	5	10	90
6	6	10	90
6	7	10	90
6	8	10	90
7	2	34	66
7	3	24	76
7	4	10	90
7	5	10	90
7	6	10	90
7	7	10	90
7	8	10	90
8	2	35	65
8	3	21.0000	79
8	4	10	90
8	5	10	90
8	6	10	90
8	7	10	90
8	8	10	90

Pada percobaan diatas, nilai akurasi tertinggi terdapat pada dimensi pixel 3x2 pixel, dan 3x3 pixel dengan akurasi kebenaran 41% dan akurasi kesalahan(*error*) sebanyak 59%.

4.3.3 Hasil Uji Coba Proses *Identifikasi* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Proses uji coba proses *identifikasi* ini terdiri dari dua tahap, yaitu : *testing* satu data dan *testing group* data. Namun, pada uji coba proses *identifikasi* ini yang dibahas hanya hasil *identifikasi testing group* data karena sudah mewakili data keseluruhan yang ada di *testing* satu data. Uji coba ini menggunakan berbagai macam koresponden dengan jumlah koresponden yang berbeda dengan uji coba sebanyak tujuh percobaan. Dari hasil uji coba tersebut akan diperoleh hasil *identifikasi* berupa id kelas dan nama pemiliknya. **Gambar 4.14** menunjukkan salah satu contoh hasil uji coba *testing* *identifikasi* sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*, **Tabel 4.8** sampai **Tabel 4.14** menunjukkan hasil uji coba percobaan 1 sampai percobaan 7 pada sistem *identifikasi* sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*.



Gambar 4.14 Hasil Uji Coba *Testing* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Tabel 4.8 Hasil Uji Coba Percobaan 1

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny	6	2	Ellia	2	Ellia
2	1	Aeny	1	Aeny	7	2	Ellia	2	Ellia
3	1	Aeny	2	Ellia	8	2	Ellia	2	Ellia
4	1	Aeny	1	Aeny	9	2	Ellia	2	Ellia
5	1	Aeny	1	Aeny	10	2	Ellia	1	Aeny

Tabel 4.9 Hasil Uji Coba Percobaan 2

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny
2	1	Aeny	1	Aeny
3	1	Aeny	2	Ellia
4	1	Aeny	1	Aeny
5	1	Aeny	1	Aeny
6	2	Ellia	2	Ellia
7	2	Ellia	3	Sari
8	2	Ellia	2	Ellia
9	2	Ellia	3	Sari
10	2	Ellia	3	Sari
11	3	Sari	2	Ellia
12	3	Sari	3	Sari
13	3	Sari	1	Aeny
14	3	Sari	3	Sari
15	3	Sari	2	Ellia

Tabel 4.10 Hasil Uji Coba Percobaan 3

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny
2	1	Aeny	1	Aeny
3	1	Aeny	2	Ellia
4	1	Aeny	1	Aeny
5	1	Aeny	1	Aeny
6	2	Ellia	2	Ellia
7	2	Ellia	3	Sari
8	2	Ellia	2	Ellia
9	2	Ellia	3	Sari
10	2	Ellia	3	Sari
11	3	Sari	2	Ellia
12	3	Sari	3	Sari
13	3	Sari	1	Aeny
14	3	Sari	3	Sari
15	3	Sari	2	Ellia

Tabel 4.11 Hasil Uji Coba Percobaan 4

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Sari	1	Sari	4	2	Ellia	2	Ellia
2	1	Sari	2	Ellia	5	3	Aeny	3	Aeny
3	2	Ellia	3	Aeny	6	3	Aeny	3	Aeny

Tabel 4.12 Hasil Uji Coba Percobaan 5

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny
2	1	Aeny	1	Aeny
3	1	Aeny	2	Ellia
4	1	Aeny	1	Aeny
5	1	Aeny	1	Aeny
6	2	Ellia	2	Ellia
7	2	Ellia	5	Sari
8	2	Ellia	2	Ellia
9	2	Ellia	4	Riris
10	2	Ellia	5	Sari
11	3	Kiky	1	Aeny
12	3	Kiky	3	Kiky
13	3	Kiky	3	Kiky
14	3	Kiky	3	Kiky
15	3	Kiky	4	Riris
16	4	Riris	4	Riris
17	4	Riris	1	Aeny
18	4	Riris	2	Ellia
19	4	Riris	4	Riris
20	4	Riris	2	Ellia
21	5	Sari	2	Ellia
22	5	Sari	5	Sari
23	5	Sari	1	Aeny
24	5	Sari	5	Sari
25	5	Sari	2	Ellia

Tabel 4.13 Hasil Uji Coba Percobaan 6

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Ade	2	Aeny	26	6	Firoh	8	Kiky
2	1	Ade	8	Kiky	27	6	Firoh	5	Ellia
3	1	Ade	8	Kiky	28	6	Firoh	2	Aeny
4	1	Ade	6	Firoh	29	6	Firoh	8	Kiky
5	1	Ade	8	Kiky	30	6	Firoh	6	Firoh
6	2	Aeny	6	Firoh	31	7	Iid	7	Iid
7	2	Aeny	6	Firoh	32	7	Iid	8	Kiky
8	2	Aeny	6	Firoh	33	7	Iid	1	Ade
9	2	Aeny	2	Aeny	34	7	Iid	8	Kiky
10	2	Aeny	2	Aeny	35	7	Iid	9	Riris
11	3	Amel	9	Riris	36	8	Kiky	9	Riris
12	3	Amel	8	Kiky	37	8	Kiky	8	Kiky
13	3	Amel	9	Riris	38	8	Kiky	8	Kiky
14	3	Amel	3	Amel	39	8	Kiky	8	Kiky
15	3	Amel	8	Kiky	40	8	Kiky	1	Ade
16	4	Diah	1	Ade	41	9	Riris	5	Ellia
17	4	Diah	9	Riris	42	9	Riris	2	Aeny
18	4	Diah	9	Riris	43	9	Riris	5	Ellia
19	4	Diah	9	Riris	44	9	Riris	9	Riris
20	4	Diah	9	Riris	45	9	Riris	5	Ellia
21	5	Ellia	5	Ellia	46	10	Sari	9	Riris
22	5	Ellia	1	Ade	47	10	Sari	1	Ade
23	5	Ellia	5	Ellia	48	10	Sari	2	Aeny
24	5	Ellia	1	Ade	49	10	Sari	10	Sari
25	5	Ellia	7	Iid	50	10	Sari	5	Ellia

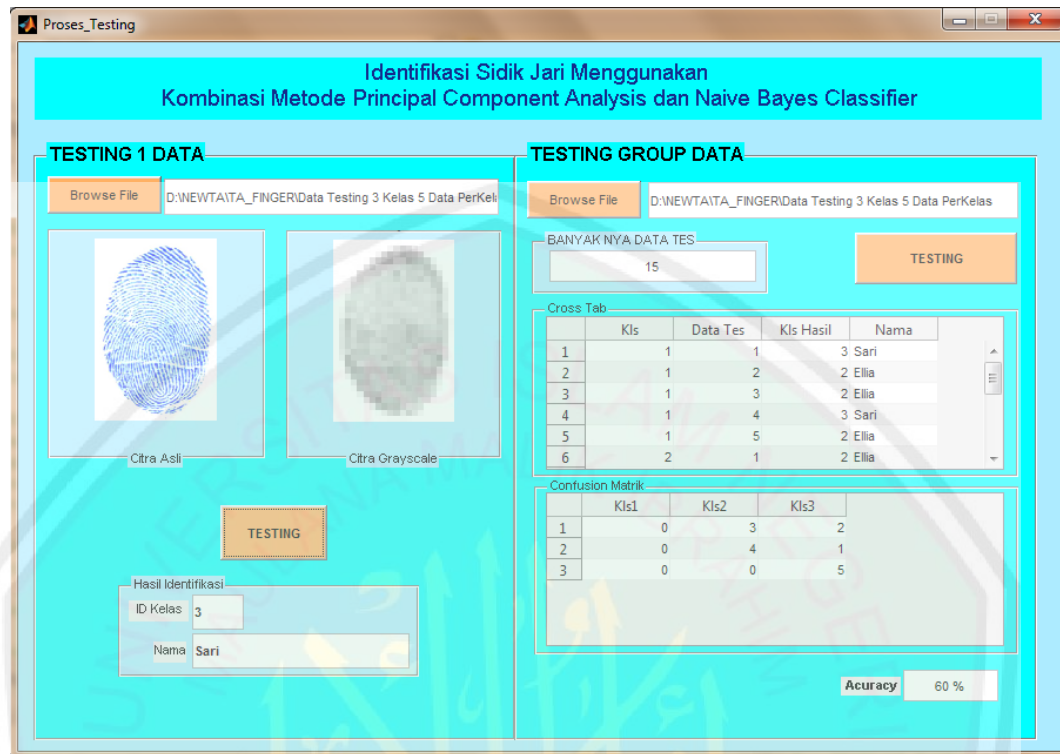
Tabel 4.14 Hasil Uji Coba Percobaan 7

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Ade	6	Firoh	51	6	Firoh	5	Ellia
2	1	Ade	8	Kiky	52	6	Firoh	6	Firoh
3	1	Ade	5	Ellia	53	6	Firoh	6	Firoh
4	1	Ade	2	Aeny	54	6	Firoh	8	Kiky
5	1	Ade	8	Kiky	55	6	Firoh	7	Iid
6	1	Ade	2	Aeny	56	6	Firoh	8	Kiky
7	1	Ade	8	Kiky	57	6	Firoh	5	Ellia

8	1	Ade	8	Kiky	58	6	Firoh	2	Aeny
9	1	Ade	6	Firoh	59	6	Firoh	8	Kiky
10	1	Ade	8	Kiky	60	6	Firoh	6	Firoh
11	2	Aeny	6	Firoh	61	7	lid	5	Ellia
12	2	Aeny	2	Aeny	62	7	lid	7	lid
13	2	Aeny	2	Aeny	63	7	lid	2	Aeny
14	2	Aeny	2	Aeny	64	7	lid	1	Ade
15	2	Aeny	5	Ellia	65	7	lid	8	Kiky
16	2	Aeny	6	Ellia	66	7	lid	7	lid
17	2	Aeny	6	Firoh	67	7	lid	8	Kiky
18	2	Aeny	6	Firoh	68	7	lid	1	Ade
19	2	Aeny	2	Aeny	69	7	lid	8	Kiky
20	2	Aeny	2	Aeny	70	7	lid	9	Riris
21	3	Amel	8	Kiky	71	8	Kiky	1	Ade
22	3	Amel	3	Amel	72	8	Kiky	8	Kiky
23	3	Amel	3	Amel	73	8	Kiky	9	Riris
24	3	Amel	9	Riris	74	8	Kiky	8	Kiky
25	3	Amel	8	Kiky	75	8	Kiky	8	Kiky
26	3	Amel	9	Riris	76	8	Kiky	9	Riris
27	3	Amel	8	Kiky	77	8	Kiky	8	Kiky
28	3	Amel	9	Riris	78	8	Kiky	8	Kiky
29	3	Amel	3	Amel	79	8	Kiky	8	Kiky
30	3	Amel	8	Kiky	80	8	Kiky	1	Ade
31	4	Diah	9	Riris	81	9	Riris	8	Kiky
32	4	Diah	9	Riris	82	9	Riris	1	Ade
33	4	Diah	1	Ade	83	9	Riris	1	Ade
34	4	Diah	1	Ade	84	9	Riris	5	Ellia
35	4	Diah	9	Riris	85	9	Riris	1	Ade
36	4	Diah	1	Ade	86	9	Riris	5	Ellia
37	4	Diah	9	Riris	87	9	Riris	2	Aeny
38	4	Diah	9	Riris	88	9	Riris	5	Ellia
39	4	Diah	9	Riris	89	9	Riris	9	Riris
40	4	Diah	9	Riris	90	9	Riris	5	Ellia
41	5	Ellia	1	Ade	91	10	Sari	3	Amel
42	5	Eliia	3	Amel	92	10	Sari	10	Sari
43	5	Eliia	1	Ade	93	10	Sari	1	Ade
44	5	Eliia	8	Kiky	94	10	Sari	4	Diah
45	5	Eliia	1	Ade	95	10	Sari	1	Ade
46	5	Ellia	5	Ellia	96	10	Sari	9	Riris
47	5	Eliia	1	Ade	97	10	Sari	1	Ade
48	5	Eliia	5	Ellia	98	10	Sari	2	Aeny
49	5	Eliia	1	Ade	99	10	Sari	10	Sari
50	5	Eliia	7	lid	100	10	Sari	5	Ellia

4.3.4 Hasil Uji Coba Proses *Identifikasi* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Proses uji coba proses *identifikasi* ini terdiri dari dua tahap, yaitu : *testing* satu data dan *testing group* data. Namun, pada uji coba proses *identifikasi* ini yang dibahas hanya hasil *identifikasi testing group* data karena sudah mewakili data keseluruhan yang ada di *testing* satu data. Uji coba ini menggunakan berbagai macam koresponden dengan jumlah koresponden yang berbeda dengan uji coba sebanyak tujuh percobaan. Dalam proses *training*, untuk mendapatkan hasil ekstrasi *fiturnya* menggunakan berbagai macam ciri *eigen* sebanyak *resize* yang digunakan yaitu dengan dimensi pixel 30x20 pixel. Akan tetapi, disini yang dijelaskan hanya sebagai contoh yaitu sampai 15 ciri *eigen* saja dan hasil uji cobanya dijelaskan dengan hasil *confusion matrik*, dan setelah itu dihitung hasil akurasi tiap percobaan dengan tiap ciri *eigen* yang digunakan. **Gambar 4.15** contoh hasil uji coba *testing* sistem *identifikasi sidik jari* menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*.



Gambar 4.15 Hasil Uji Coba *Testing* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Berdasarkan hasil uji coba berbagai macam koresponden dengan jumlah koresponden dan ciri *eigen* sebanyak 15 dengan uji coba sebanyak tujuh percobaan diperoleh akurasi :

1. Percobaan 1

Percobaan ini menggunakan data *training* dari 2 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 5 data uji per kelas, yaitu 10 data uji.

Tabel 4.15 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 1 Sebanyak 15 Ciri Eigen

CIRI EIGEN	AKURASI
1	50%
2	50%
3	40%
4	60%
5	50%
6	70%
7	60%
8	70%
9	60%
10	60%
11	60%
12	60%
13	60%
14	70%
15	50%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 6, 8, dan 14 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 70%. **Tabel 4.16** menunjukkan hasil uji coba percobaan 1 menggunakan 6 ciri *eigen*.

Tabel 4.16 Hasil Uji Coba Percobaan 1 Menggunakan 6 Ciri Eigen

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny	6	2	Ellia	2	Aeny
2	1	Aeny	2	Ellia	7	2	Ellia	2	Ellia
3	1	Aeny	2	Ellia	8	2	Ellia	2	Eliia
4	1	Aeny	2	Ellia	9	2	Ellia	2	Ellia
5	1	Aeny	1	Aeny	10	2	Ellia	2	Eliia

2. Percobaan 2

Percobaan ini menggunakan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 5 data uji per kelas, yaitu 15 data uji.

Tabel 4.17 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 2 Sebanyak 15 Ciri Eigen

CIRI <i>EIGEN</i>	AKURASI
1	13,3333%
2	26,6667%
3	33,3333%
4	53,3333%
5	20%
6	46,6667%
7	46,6667%
8	53,3333%
9	46,6667%
10	10 40%
11	53,3333%
12	66,6667%
13	60%
14	53,3333%
15	40%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 12 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 66,67%. **Tabel 4.18** menunjukkan hasil uji coba percobaan 2 menggunakan 12 ciri *eigen*

Tabel 4.18 Hasil Uji Coba Percobaan 2 Menggunakan 12 Ciri Eigen

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	1	Aeny
2	1	Aeny	2	Ellia
3	1	Aeny	2	Ellia

4	1	Aeny	1	Aeny
5	1	Aeny	1	Aeny
6	2	Ellia	2	Ellia
7	2	Ellia	2	Ellia
8	2	Ellia	2	Ellia
9	2	Ellia	2	Ellia
10	2	Ellia	2	Ellia
11	3	Sari	2	Ellia
12	3	Sari	3	Sari
13	3	Sari	1	Aeny
14	3	Sari	3	Sari
15	3	Sari	2	Ellia

3. Percobaan 3

Percobaan menggunakan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 5 data uji per kelas, yaitu 15 data uji.

Tabel 4.19 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 3 Sebanyak 15 Ciri Eigen

CIRI EIGEN	AKURASI
1	40%
2	40%
3	46,6667%
4	40%
5	40%
6	6,6667%
7	33,3333%
8	26,6667%
9	33,3333%
10	33,3333%
11	46,6667%
12	40%
13	40%
14	40%
15	60%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 15 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 60%. **Tabel 4.18** menunjukkan hasil uji coba percobaan 3 menggunakan 15 ciri *eigen*

Tabel 4.20 Hasil Uji Coba Percobaan 3 Menggunakan 15 Ciri *Eigen*

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	3	Sari
2	1	Aeny	2	Ellia
3	1	Aeny	2	Ellia
4	1	Aeny	3	Sari
5	1	Aeny	2	Ellia
6	2	Ellia	2	Ellia
7	2	Ellia	3	Sari
8	2	Ellia	2	Ellia
9	2	Ellia	2	Ellia
10	2	Ellia	2	Ellia
11	3	Sari	3	Sari
12	3	Sari	3	Sari
13	3	Sari	3	Sari
14	3	Sari	3	Sari
15	3	Sari	3	Sari

4. Percobaan 4

Percobaan ini menggunakan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 8 data per koresponden (*kelas*), data *testing* 2 data uji per kelas, yaitu 6 data uji.

Tabel 4.21 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 4 Sebanyak 15 Ciri *Eigen*

CIRI <i>EIGEN</i>	AKURASI
1	83,3333%
2	50%
3	50%

4	50%
5	16,6667%
6	16,6667%
7	33,3333%
8	66,6667%
9	50%
10	33,3333%
11	33,3333%
12	50%
13	50%
14	50%
15	50%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 1 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 83,33%. **Tabel 4.22** menunjukkan hasil uji coba percobaan 4 menggunakan 1 ciri *eigen*

Tabel 4.22 Hasil Uji Coba Percobaan 4 Menggunakan 1 Ciri *Eigen*

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Sari	1	Sari	4	2	Ellia	1	Sari
2	1	Sari	1	Sari	5	3	Aeny	3	Aeny
3	2	Ellia	2	Ellia	6	3	Aeny	3	Aeny

5. Percobaan 5

Percobaan ini menggunakan data *training* 5 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 5 data uji per kelas, yaitu 25 data uji.

Tabel 4.23 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 5 Sebanyak 15 Ciri *Eigen*

CIRI <i>EIGEN</i>	AKURASI
1	12%
2	12%

3	20%
4	32%
5	16%
6	24%
7	24%
8	16%
9	16%
10	28%
11	32%
12	28%
13	28%
14	28%
15	28%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 4 dan 11 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 32%. **Tabel 4.24** menunjukkan hasil uji coba percobaan 5 menggunakan 4 ciri *eigen*

Tabel 4.24 Hasil Uji Coba Percobaan 5 Menggunakan 4 Ciri *Eigen*

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama
1	1	Aeny	4	Riris
2	1	Aeny	1	Aeny
3	1	Aeny	1	Aeny
4	1	Aeny	1	Aeny
5	1	Aeny	4	Riris
6	2	Ellia	4	Riris
7	2	Ellia	5	Sari
8	2	Ellia	5	Sari
9	2	Ellia	4	Riris
10	2	Ellia	5	Sari
11	3	Kiky	3	Kiky
12	3	Kiky	3	Kiky
13	3	Kiky	3	Kiky
14	3	Kiky	3	Kiky
15	3	Kiky	4	Riris
16	4	Riris	5	Sari
17	4	Riris	1	Aeny

18	4	Riris	4	Riris
19	4	Riris	2	Ellia
20	4	Riris	1	Aeny
21	5	Sari	1	Aeny
22	5	Sari	4	Riris
23	5	Sari	4	Riris
24	5	Sari	4	Riris
25	5	Sari	4	Riris

6. Percobaan 6

Percobaan ini menggunakan data *training* 10 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 5 data uji per kelas, yaitu 50 data uji.

Tabel 4.25 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 6 Sebanyak 15 Ciri Eigen

CIRI EIGEN	AKURASI
1	14%
2	6%
3	10%
4	10%
5	14%
6	12%
7	6%
8	14%
9	12%
10	10%
11	6%
12	8%
13	6%
14	12%
15	12%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 1, 5, dan 8 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 14%. **Tabel 4.26** menunjukkan hasil uji coba percobaan 6 menggunakan 1 ciri *eigen*

Tabel 4.26 Hasil Uji Coba Percobaan 6 Menggunakan 1 Ciri *Eigen*

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Ade	1	Ade	26	6	Firoh	8	Kiky
2	1	Ade	4	Diah	27	6	Firoh	9	Riris
3	1	Ade	5	Ellia	28	6	Firoh	10	Sari
4	1	Ade	6	Firoh	29	6	Firoh	2	Aeny
5	1	Ade	8	Kiky	30	6	Firoh	6	Firoh
6	2	Aeny	5	Ellia	31	7	Iid	5	Ellia
7	2	Aeny	3	Amel	32	7	Iid	9	Riris
8	2	Aeny	3	Amel	33	7	Iid	7	Iid
9	2	Aeny	3	Amel	34	7	Iid	5	Ellia
10	2	Aeny	4	Diah	35	7	Iid	9	Riris
11	3	Amel	4	Diah	36	8	Kiky	3	Amel
12	3	Amel	9	Riris	37	8	Kiky	1	Ade
13	3	Amel	9	Riris	38	8	Kiky	4	Diah
14	3	Amel	3	Amel	39	8	Kiky	4	Diah
15	3	Amel	7	Iid	40	8	Kiky	10	Sari
16	4	Diah	7	Iid	41	9	Riris	6	Firoh
17	4	Diah	6	Firoh	42	9	Riris	1	Ade
18	4	Diah	4	Diah	43	9	Riris	7	Iid
19	4	Diah	9	Riris	44	9	Riris	9	Riris
20	4	Diah	2	Aeny	45	9	Riris	6	Firoh
21	5	Ellia	1	Ade	46	10	Sari	10	Sari
22	5	Ellia	8	Kiky	47	10	Sari	4	Diah
23	5	Ellia	10	Sari	48	10	Sari	2	Aeny
24	5	Ellia	10	Sari	49	10	Sari	4	Diah
25	5	Ellia	2	Aeny	50	10	Sari	4	Diah

7. Percobaan 7

Percobaan ini menggunakan data *training* 10 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*), dan data *testing* 10 data uji per kelas.

Tabel 4.27 Hasil Akurasi Uji Coba Percobaan 7 Sebanyak 15 Ciri Eigen

CIRI <i>EIGEN</i>	AKURASI
1	13%
2	5%
3	7%
4	10%
5	13%
6	14%
7	7%
8	13%
9	14%
10	14%
11	11%
12	13%
13	13%
14	16%
15	17%

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan berbagai ciri *eigen* yang digunakan, diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 15 ciri *eigen* dari 15 ciri *eigen* yang di uji coba, yaitu sebesar 17%. **Tabel 4.28** menunjukkan hasil uji coba percobaan 7 menggunakan 15 ciri *eigen*

Tabel 4.28 Hasil Uji Coba Percobaan 7 Menggunakan 15 Ciri Eigen

No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi		No	ID Kelas	Data Uji	Hasil Identifikasi	
			ID Kelas	Nama				ID Kelas	Nama
1	1	Ade	9	Riris	51	6	Firoh	3	Amel
2	1	Ade	8	Kiky	52	6	Firoh	9	Riris
3	1	Ade	3	Amel	53	6	Firoh	6	Firoh
4	1	Ade	9	Riris	54	6	Firoh	6	Firoh
5	1	Ade	1	Ade	55	6	Firoh	9	Riris
6	1	Ade	9	Riris	56	6	Firoh	3	Amel
7	1	Ade	9	Riris	57	6	Firoh	9	Riris
8	1	Ade	5	Ellia	58	6	Firoh	9	Riris
9	1	Ade	1	Ade	59	6	Firoh	3	Amel
10	1	Ade	8	Kiky	60	6	Firoh	3	Amel
11	2	Aeny	3	Amel	61	7	lid	6	Firoh

12	2	Aeny	3	Amel	62	7	Iid	3	Amel
13	2	Aeny	3	Amel	63	7	Iid	3	Amel
14	2	Aeny	10	Sari	64	7	Iid	9	Riris
15	2	Aeny	5	Ellia	65	7	Iid	3	Amel
16	2	Aeny	9	Riris	66	7	Iid	3	Amel
17	2	Aeny	3	Amel	67	7	Iid	9	Riris
18	2	Aeny	3	Amel	68	7	Iid	9	Riris
19	2	Aeny	3	Amel	69	7	Iid	7	Iid
20	2	Aeny	9	Riris	70	7	Iid	6	Firoh
21	3	Amel	8	Kiky	71	8	Kiky	9	Riris
22	3	Amel	10	Sari	72	8	Kiky	9	Riris
23	3	Amel	5	Ellia	73	8	Kiky	9	Riris
24	3	Amel	3	Amel	74	8	Kiky	9	Riris
25	3	Amel	3	Amel	75	8	Kiky	7	Iid
26	3	Amel	3	Amel	76	8	Kiky	7	Iid
27	3	Amel	5	Ellia	77	8	Kiky	8	Kiky
28	3	Amel	9	Riris	78	8	Kiky	8	Kiky
29	3	Amel	9	Riris	79	8	Kiky	7	Iid
30	3	Amel	8	Kiky	80	8	Kiky	3	Amel
31	4	Diah	3	Amel	81	9	Riris	5	Ellia
32	4	Diah	4	Diah	82	9	Riris	9	Riris
33	4	Diah	4	Diah	83	9	Riris	9	Riris
34	4	Diah	3	Amel	84	9	Riris	9	Riris
35	4	Diah	8	Kiky	85	9	Riris	9	Riris
36	4	Diah	7	Iid	86	9	Riris	8	Kiky
37	4	Diah	9	Riris	87	9	Riris	9	Riris
38	4	Diah	7	Iid	88	9	Riris	3	Amel
39	4	Diah	9	Riris	89	9	Riris	7	Iid
40	4	Diah	7	Iid	90	9	Riris	5	Ellia
41	5	Ellia	9	Riris	91	10	Sari	4	Diah
42	5	Eliia	8	Kiky	92	10	Sari	8	Kiky
43	5	Eliia	1	Ade	93	10	Sari	9	Riris
44	5	Eliia	9	Riris	94	10	Sari	8	Kiky
45	5	Eliia	7	Iid	95	10	Sari	4	Diah
46	55	Ellia	7	Iid	96	10	Sari	8	Kiky
47	5	Eliia	10	Sari	97	10	Sari	9	Riris
48	5	Eliia	8	Kiky	98	10	Sari	9	Riris
49	5	Eliia	9	Riris	99	10	Sari	9	Riris
50	5	Eliia	3	Amel	100	10	Sari	8	Kiky

4.4. Pembahasan

Uji coba dilakukan sebanyak 7 percobaan dengan berbagai koresponden, dan data uji berbeda-beda. Percobaan 1 menggunakan data *training* 2 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data uji sebanyak 10 data uji. Percobaan 2 menggunakan data *training* 2 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data uji sebanyak 15 data uji. Percobaan 3 menggunakan data *training* 2 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data uji sebanyak 15 data uji. Percobaan 4 menggunakan data *training* 3 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 8 data per koresponden (*kelas*), dan data uji sebanyak 6 data uji. Percobaan 5 menggunakan data *training* 5 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 25 data per koresponden (*kelas*), dan data uji sebanyak 25 data uji. Percobaan 6 dan 7 menggunakan data *training* 10 koresponden (*kelas*) dengan data masing-masing koresponden adalah 10 data per koresponden (*kelas*), namun berbeda pada data ujinya. Untuk percobaan 6 data uji sebanyak 50 data uji, sedangkan untuk percobaan 7 data uji sebanyak 100 data uji.

Uji coba proses *identifikasi* ini dilakukan pada dua sistem, yaitu sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan Naive Bayes Classifier, dan identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan Naive Bayes Classifier.

4.4.1 Pembahasan Uji Coba Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Interpolasi Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes Classifier*

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.8**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 1 ditunjukkan pada **Tabel 4.29** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses *training* yaitu sebesar 92%,

Tabel 4.29 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 1 Dengan 10 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Cocok	-
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Cocok	-
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Cocok	-
10	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1

Pada hasil uji coba percobaan 1 dengan 10 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 8 data uji, dan tidak cocok sebanyak 2 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 1 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{8}{10} \times 100 \\
 &= 80\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.9**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 2 ditunjukkan pada **Tabel 4.30** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 73,33%.

Tabel 4.30 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 2 Dengan 15 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Cocok	-
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
10	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
11	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
12	3	Sari	Cocok	-
13	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
14	3	Sari	Cocok	-
15	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2

Pada hasil uji coba percobaan 2 dengan 15 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 8 data uji, dan tidak cocok sebanyak 7 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 2 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{8}{15} \times 100 \\
 &= 53,33\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.10**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 3 ditunjukkan pada **Tabel 4.31** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 86,67%.

Tabel 4.31 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 3 Dengan 15 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Cocok	-
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
10	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
11	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
12	3	Sari	Cocok	-
13	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
14	3	Sari	Cocok	-
15	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2

Pada hasil uji coba percobaan 3 dengan 15 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 8 data uji, dan tidak cocok sebanyak 7 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 3 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{8}{15} \times 100 \\
 &= 53,33\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.11**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 4 ditunjukkan pada **Tabel 4.32** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 87,5%.

Tabel 4.32 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 4 Dengan 6 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Sari	Cocok	-
2	1	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
3	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
4	2	Ellia	Cocok	-
5	3	Aeny	Cocok	-
6	3	Aeny	Cocok	-

Pada hasil uji coba percobaan 4 dengan 6 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 4 data uji, dan tidak cocok sebanyak 2 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 4 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{4}{6} \times 100 \\
 &= 66,67\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.12**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 5 ditunjukkan pada **Tabel 4.33** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 64%.

Tabel 4.33 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 5 Dengan 25 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Cocok	-
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
10	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
11	3	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
12	3	Kiky	Cocok	-
13	3	Kiky	Cocok	-
14	3	Kiky	Cocok	-
15	3	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
16	4	Riris	Cocok	-
17	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
18	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
19	4	Riris	Cocok	-
20	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
21	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
22	5	Sari	Cocok	-
23	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
24	5	Sari	Cocok	-
25	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2

Pada hasil uji coba percobaan 5 dengan 25 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 13 data uji, dan tidak cocok sebanyak 12 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 5 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{13}{25} \times 100 \\
 &= 52\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.13**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 6 ditunjukkan pada **Tabel 4.34** dengan menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 41%.

Tabel 4.34 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 6 Dengan 50 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
2	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
3	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
4	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
5	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
6	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
7	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
8	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
9	2	Aeny	Cocok	-
10	2	Aeny	Cocok	-
11	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
12	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
13	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
14	3	Amel	Cocok	-
15	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
16	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
17	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
18	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
19	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
20	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
21	5	Ellia	Cocok	-
22	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
23	5	Ellia	Cocok	-
24	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
25	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
26	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
27	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
28	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
29	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8

30	6	Firoh	Cocok	-
31	7	Iid	Cocok	-
32	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
33	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
34	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
35	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
36	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
37	8	Kiky	Cocok	-
38	8	Kiky	Cocok	-
39	8	Kiky	Cocok	-
40	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
41	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
42	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
43	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
44	9	Riris	Cocok	-
45	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
46	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
47	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
48	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
49	10	Sari	Cocok	
50	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5

Pada hasil uji coba percobaan 6 dengan 50 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 12 data uji, dan tidak cocok sebanyak 38 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 6 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{12}{50} \times 100 \\
 &= 24\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.14**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 7 ditunjukkan pada **Tabel 4.35** dengan

menggunakan salah satu dimensi dengan akurasi tertinggi dari proses training yaitu sebesar 41%.

Tabel 4.35 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 7 Dengan 100 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
2	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
3	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
4	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
5	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
6	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
7	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
8	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
9	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
10	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
11	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
12	2	Aeny	Cocok	-
13	2	Aeny	Cocok	-
14	2	Aeny	Cocok	-
15	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
16	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
17	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
18	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
19	2	Aeny	Cocok	-
20	2	Aeny	Cocok	-
21	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
22	3	Amel	Cocok	-
23	3	Amel	Cocok	-
24	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
25	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
26	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
27	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
28	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
29	3	Amel	Cocok	-
30	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
31	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
32	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
33	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1

34	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
35	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
36	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
37	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
38	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
39	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
40	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
41	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
42	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
43	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
44	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
45	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
46	5	Ellia	Cocok	-
47	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
48	5	Eliia	Cocok	-
49	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
50	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
51	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
52	6	Firoh	Cocok	-
53	6	Firoh	Cocok	-
54	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
55	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
56	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
57	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
58	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
59	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
60	6	Firoh	Cocok	-
61	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
62	7	Iid	Cocok	-
63	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
64	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
65	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
66	7	Iid	Cocok	-
67	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
68	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
69	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
70	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
71	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
72	8	Kiky	Cocok	-

73	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
74	8	Kiky	Cocok	-
75	8	Kiky	Cocok	-
76	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
77	8	Kiky	Cocok	-
78	8	Kiky	Cocok	-
79	8	Kiky	Cocok	-
80	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
81	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
82	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
83	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
84	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
85	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
86	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
87	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
88	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
89	9	Riris	Cocok	-
90	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
91	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
92	10	Sari	Cocok	-
93	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
94	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
95	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
96	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
97	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
98	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
99	10	Sari	Cocok	-
100	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5

Pada hasil uji coba percobaan 7 dengan 100 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 24 data uji, dan tidak cocok sebanyak 76 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 7 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{24}{100} \times 100 \\
 &= 24\%
 \end{aligned}$$

4.4.2 Pembahasan Uji Coba Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.16**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 1 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 6 ciri *eigen* dengan akurasi *testing* sebesar 70% ditunjukkan pada **Tabel 4.36**.

Tabel 4.36 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 1 Dengan 10 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Cocok	-
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Cocok	-
10	2	Ellia	Cocok	-

Pada hasil uji coba percobaan 1 dengan 10 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 7 data uji, dan tidak cocok sebanyak 3 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 1 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{7}{10} \times 100 \\
 &= 70\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.18**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 2 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 12 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 66,67% ditunjukkan pada **Tabel 4.37**.

Tabel 4.37 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 2 Dengan 15 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Cocok	-
2	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Cocok	-
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Cocok	-
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Cocok	-
10	2	Ellia	Cocok	-
11	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
12	3	Sari	Cocok	-
13	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
14	3	Sari	Cocok	-
15	3	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2

Pada hasil uji coba percobaan 2 dengan 15 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 10 data uji, dan tidak cocok sebanyak 5 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 6 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{10}{15} \times 100 \\
 &= 66,67\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.20**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 3 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 15 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 60% ditunjukkan pada **Tabel 4.38**.

Tabel 4.38 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 3 Dengan 15 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
2	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
3	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
4	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
5	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
6	2	Ellia	Cocok	-
7	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
8	2	Ellia	Cocok	-
9	2	Ellia	Cocok	-
10	2	Ellia	Cocok	-
11	3	Sari	Cocok	-
12	3	Sari	Cocok	-
13	3	Sari	Cocok	-
14	3	Sari	Cocok	-
15	3	Sari	Cocok	-

Pada hasil uji coba percobaan 3 dengan 15 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 9 data uji, dan tidak cocok sebanyak 6 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 3 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{9}{15} \times 100 \\
 &= 60\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.22**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 4 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 1 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 83,33% ditunjukkan pada **Tabel 4.39**.

Tabel 4.39 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 4 Dengan 6 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Sari	Cocok	-
2	1	Sari	Cocok	-
3	2	Ellia	Cocok	-
4	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
5	3	Aeny	Cocok	-
6	3	Aeny	Cocok	-

Pada hasil uji coba percobaan 4 dengan 6 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 5 data uji, dan tidak cocok sebanyak 1 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 4 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{5}{6} \times 100 \\
 &= 83,33\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.24**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 5 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 4 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 32% ditunjukkan pada **Tabel 4.40**.

Tabel 4.40 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 5 Dengan 25 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
2	1	Aeny	Cocok	-
3	1	Aeny	Cocok	-
4	1	Aeny	Cocok	-
5	1	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
6	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
7	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
8	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
9	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
10	2	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
11	3	Kiky	Cocok	-
12	3	Kiky	Cocok	-
13	3	Kiky	Cocok	-
14	3	Kiky	Cocok	-
15	3	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
16	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
17	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
18	4	Riris	Cocok	-
19	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
20	4	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
21	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
22	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
23	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
24	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
25	5	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4

Pada hasil uji coba percobaan 5 dengan 25 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 8 data uji, dan tidak cocok sebanyak 17 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 5 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{8}{25} \times 100 \\
 &= 32\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.26**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 6 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba menggunakan 1 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 14% ditunjukkan pada **Tabel 4.41**.

Tabel 4.41 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 6 Dengan 50 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Ade	Cocok	-
2	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
3	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
4	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
5	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
6	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
7	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
8	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
9	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
10	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
11	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
12	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
13	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
14	3	Amel	Cocok	-
15	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
16	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
17	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
18	4	Diah	Cocok	-
19	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
20	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
21	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
22	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
23	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
24	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
25	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
26	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
27	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
28	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
29	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2

30	6	Firoh	Cocok	-
31	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
32	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
33	7	Iid	Cocok	-
34	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
35	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
36	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
37	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
38	8	Kiky	Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
39	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
40	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
41	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
42	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
43	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
44	9	Riris	Cocok	-
45	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
46	10	Sari	Cocok	-
47	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
48	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-2
49	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
50	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4

Pada hasil uji coba percobaan 6 dengan 50 data uji, diperoleh hasil uji cocok sebanyak 7 data uji, dan tidak cocok sebanyak 43 data uji. Perhitungan akurasi hasil uji coba percobaan 6 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{7}{50} \times 100 \\
 &= 14\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada **Tabel 4.28**, kesesuaian antara data uji untuk percobaan 7 yang diperoleh akurasi tertinggi pada uji coba

menggunakan 15 ciri eigen dengan akurasi *testing* sebesar 17% ditunjukkan pada

Tabel 4.42.

Tabel 4.42 Kesesuaian Data Uji Coba Percobaan 7 Dengan 100 Data Uji

No	ID Kelas	Data Uji	Kesesuaian	Keterangan
1	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
2	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
3	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
4	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
5	1	Ade	Cocok	-
6	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
7	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
8	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
9	1	Ade	Cocok	-
10	1	Ade	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
11	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
12	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
13	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
14	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
15	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
16	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
17	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
18	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
19	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
20	2	Aeny	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
21	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
22	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
23	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
24	3	Amel	Cocok	-
25	3	Amel	Cocok	-
26	3	Amel	Cocok	-
27	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
28	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
29	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
30	3	Amel	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
31	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
32	4	Diah	Cocok	-
33	4	Diah	Cocok	-

34	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
35	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
36	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
37	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
38	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
39	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
40	4	Diah	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
41	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
42	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
43	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-1
44	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
45	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
46	5	Ellia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
47	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-10
48	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
49	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
50	5	Eliia	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
51	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
52	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
53	6	Firoh	Cocok	-
54	6	Firoh	Cocok	-
55	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
56	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
57	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
58	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
59	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
60	6	Firoh	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
61	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
62	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
63	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
64	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
65	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
66	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
67	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
68	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
69	7	Iid	Cocok	-
70	7	Iid	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-6
71	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
72	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9

73	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
74	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke -9
75	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
76	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
77	8	Kiky	Cocok	-
78	8	Kiky	Cocok	-
79	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
80	8	Kiky	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke -3
81	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke -5
82	9	Riris	Cocok	-
83	9	Riris	Cocok	-
84	9	Riris	Cocok	-
85	9	Riris	Cocok	-
86	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
87	9	Riris	Cocok	-
88	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-3
89	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-7
90	9	Riris	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-5
91	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
92	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
93	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
94	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
95	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-4
96	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8
97	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
98	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
99	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-9
100	10	Sari	Tidak Cocok	Cocok pada hasil id kelas ke-8

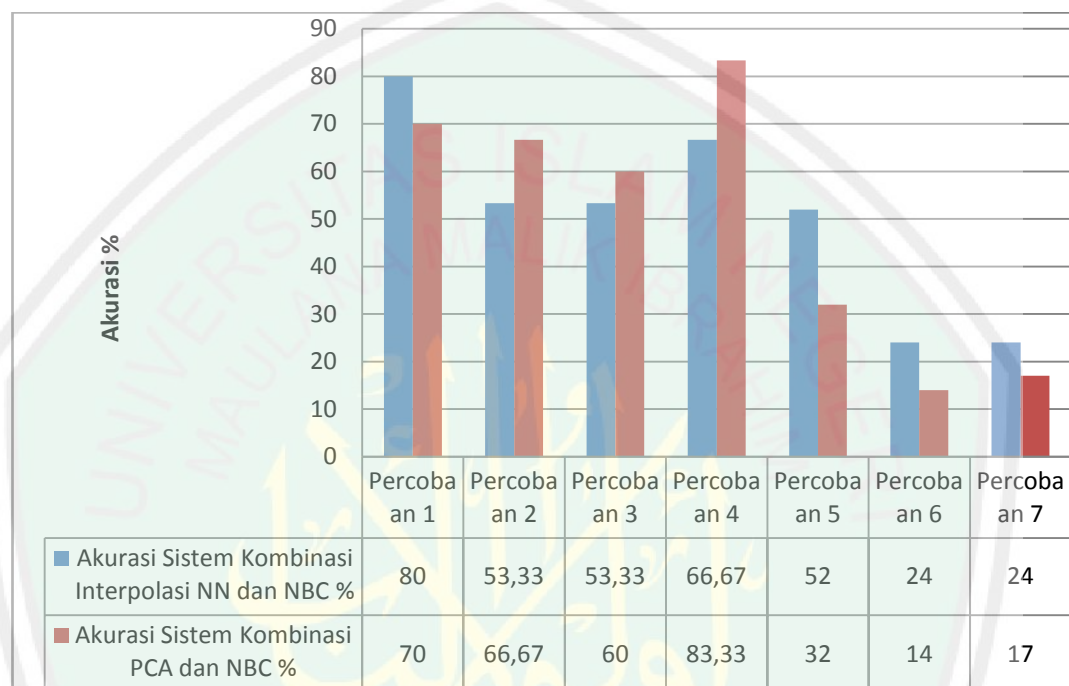
Pada hasil uji coba percobaan 7 dengan 100 data uji, diperoleh hasil uji

cocok sebanyak 17 data uji, dan tidak cocok sebanyak 83 data uji. Perhitungan

akurasi hasil uji coba percobaan 7 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{data cocok}}{\sum \text{data}} \times 100\% \\
 &= \frac{17}{100} \times 100 \\
 &= 17\%
 \end{aligned}$$

Dari hasil uji coba dengan dua sistem tersebut dapat diperoleh perbandingan hasil akurasi sistemnya dengan menggunakan koresponden yang berbeda-beda seperti digambarkan pada grafik **Gambar 4.16** berikut :



Gambar 4.16 Grafik Studi Perbandingan Antara Akurasi Sistem Kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* dengan Kombinasi *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*

Di dalam grafik tersebut ditunjukkan bahwa :

- Pada percobaan 1 dengan input data uji sebanyak 10 data uji dengan jumlah 2 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi sistem kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* yaitu sebesar 80%.
- Pada percobaan 2 dengan input data uji sebanyak 15 data uji dengan jumlah 3 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi kombinasi *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* yaitu sebesar 66,67%.

- Pada percobaan 3 dengan input data uji sebanyak 15 data uji dengan jumlah 3 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi kombinasi *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* yaitu sebesar 60%.
- Pada percobaan 4 dengan input data uji sebanyak 6 data uji dengan jumlah 3 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi sistem kombinasi *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier*, yaitu sebesar 83,33%.
- Pada percobaan 5 dengan input data uji sebanyak 25 data uji dengan jumlah 5 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi sistem kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* yaitu sebesar 52%.
- Pada percobaan 6 dengan input data uji sebanyak 50 data uji dengan jumlah 10 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi sistem kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* yaitu sebesar 24%.
- Pada percobaan 7 dengan input data uji sebanyak 100 data uji dengan jumlah 10 koresponden, akurasi tertinggi terdapat pada akurasi sistem kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier*, yaitu sebesar 24%.

Berdasarkan hasil analisa terhadap data uji coba dari dua sistem diatas, dapat diketahui bahwa akurasi sistem identifikasi sidik jari dengan kombinasi metode *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* menunjukkan lebih banyak menghasilkan akurasi tertinggi dari tujuh percobaan yang telah dilakukan, yaitu diperoleh 4 percobaan dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 80% paada percobaan 1 dengan input data uji sebanyak 10 data uji dengan jumlah 2 koresponden, 66,67% pada percobaan 2 dengan input data uji sebanyak 15 data uji

dengan jumlah 3 koresponden, 52% pada percobaan 5 dengan input data uji sebanyak 25 data uji dengan jumlah 5 koresponden, 24% pada percobaan 6 dengan input data uji sebanyak 50 data uji dengan jumlah 10 koresponden, dan 24% pada percobaan 7 dengan input data uji sebanyak 100 data uji dengan jumlah 10 koresponden. Sedangkan dalam uji coba *testing* sistem identifikasi sidik jari dengan kombinasi metode *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* ini, hanya diperoleh 3 percobaan dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 66,67% pada percobaan 2 dengan input data uji sebanyak 15 data uji dengan jumlah 3 koresponden, 60% pada percobaan 3 dengan input data uji sebanyak 15 data uji dengan jumlah 3 koresponden, dan 83,33% pada percobaan 4 dengan input data uji sebanyak 6 data uji dengan jumlah 3 koresponden.

Kecilnya prosentase keberhasilan untuk banyak kelas, dikarenakan metode yang digunakan pada aplikasi ini masih kurang tepat bila digunakan untuk sistem identifikasi sidik jari. Selain itu, bisa disebabkan karena ketidaktepatan dalam akuisisi data citra sidik jari seperti pengambilan data citranya menggunakan *stamp pad* dan *stamp pad ink* dimana alat pemindai tersebut membuat citra yang dihasilkan tidak sama antar satu citra dengan citra lainnya.

4.5 Integrasi Identifikasi Sidik Jari Menurut Pandangan Islam

Identifikasi pada citra sidik jari merupakan salah satu upaya untuk mengetahui identitas manusia melalui sidik jari yang dimiliki. Sehingga, diharapkan dapat membantu manusia dalam hal absensi, keamanan, penyidikan, dan lain sebagainya untuk membantu mengenali identitas seseorang melalui

identifikasi sidik jari tersebut.

وَتَعَاوَنُوا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوَىٰ وَلَا تَعَاوَنُوا عَلَى الْإِثْمِ وَالْعُدْوَانِ ۗ وَاتَّقُوا اللَّهَ ۖ إِنَّ اللَّهَ شَدِيدُ الْعِقَابِ

“Dan tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan tolong-menolong dalam berbuat dosa dan pelanggaran. Dan bertakwalah kamu kepada Allah, Sesungguhnya Allah Amat berat siksa-Nya.(QS : Al-Maidah ayat 2)

Karakteristik sidik jari setiap orang adalah unik dan secara normal tidak berubah selama hidupnya. Setiap orang, termasuk mereka yang terlahir kembar identik, memiliki pola sidik jari yang khas dan berbeda satu sama lain. Dari penelitian yang seksama, diperkirakan bahwa peluang dua orang, meskipun kembar, mempunyai pola sidik jari yang sama adalah lebih kecil dari satu di dalam satu milyar (Suroto, 2009). Itulah sebabnya, sidik jari menjadi tanda pengenal manusia untuk membedakan seseorang dengan orang lainnya karena memiliki keunikan tersebut, dimana Al-Qur’an juga menegaskan dalam surah Al-Qiyamah ayat 3-4 menjelaskan :

أَيَحْسَبُ الْإِنْسَانُ أَنْ نَجْمَعَ عِظَامَهُ، ۓ

بَلَىٰ قَدَرِينِ عَلَىٰ أَنْ نُسَوِّيَ بَنَانَهُ، ۖ

“Apakah manusia mengira bahwa Kami tidak akan mengumpulkan (kembali) tulang-belulanginya? Ya, bahkan Kami mampu menyusun (kembali) ujung jari-jarinya dengan sempurna.” (QS Al-Qiyamah,[75]:3-4).

Dalam ayat tersebut, Al-Qur’an menegaskan bahwa penekanan makna sidik jari memiliki makna yang khusus. Ini dikarenakan sidik jari adalah khas bagi

dirinya sendiri. Setiap orang yang hidup atau pernah hidup di dunia ini memiliki serangkaian sidik jari yang unik dan berbeda dengan orang lain. Pada ujung jari jemari manusia terdapat beberapa pola sidik jari seperti, garis horizontal, vertikal, atau gabungan keduanya, dan terdapat pula berupa lengkungan-lengkungan. Itulah mengapa dikatakan bahwa keunikan yang terdapat pada pola sidik jari dapat digunakan sebagai tanda pengenal yang sangat penting bagi pemiliknya. Oleh karena itu, identifikasi sidik jari sangat diperlukan untuk digunakan sebagai tanda pengenal, karena dalam keunikan sidik jari tersebut kita bisa mendapatkan banyak informasi yang tersimpan didalamnya. Dalam kasus pembunuhan misalnya, polisi dapat mengidentifikasi kejahatan berdasarkan sidik jari yang ditinggalkan oleh pelaku di tubuh korban. Hal ini disebabkan struktur sidik jari setiap orang berbeda satu dengan lainnya. Bila kelak penjahat itu telah ditemukan maka untuk membuktikan kejahatannya sidik jarinya akan dicocokkan dengan sidik jari yang ada dalam tubuh korban.. Maka si penjahat tidak dapat memungkiri perbuatannya di hadapan polisi.

Dikatakan dalam Al-Qur'an bahwa sangatlah mudah bagi Allah untuk menghidupkan manusia setelah kematiannya, pernyataan tentang sidik jari manusia secara khusus ditekankan bahwa keistimewaan pada jari jemari manusia menunjukkan kebenaran firman Allah yang menyatakan bahwa segala sesuatu ada bekasnya. Allah tidak akan menyia-nyiakan bekas-bekas ini untuk dituntut di yaumul akhir nanti, seperti terkandung dalam Al-Quran Surah Yaasin ayat 12 :

إِنَّا نَحْنُ نُحْيِي الْمَوْتَىٰ وَنَكْتُبُ مَا قَدَّمُوا وَآثَرَهُمْ وَكُلُّ شَيْءٍ
أَحْصَيْنَاهُ فِي إِمَامٍ مُّبِينٍ

"Sesungguhnya Kami menghidupkan orang-orang mati dan Kami menuliskan apa yang telah mereka kerjakan dan bekas-bekas yang mereka tinggalkan. Dan segala sesuatu Kami kumpulkan dalam Kitab Induk yang nyata (Lauh Mahfuzh)". (QS. 36. Yaasin:12)



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil implementasi dan uji coba yang telah peneliti lakukan dapat disimpulkan bahwa :

- a. *Interpolasi Nearest Neighbor*, *Principal Component Analysis* dan *Naive Bayes Classifier* dapat diterapkan dalam merancang dan membangun aplikasi identifikasi sidik jari ini. *Interpolasi Nearest Neighbor*, dan *Principal Component Analysis* ini digunakan sebagai metode ekstraksi fitur citra sidik jari. Nilai fitur dari ekstraksi fitur tersebut kemudian digunakan untuk mencari nilai *mean* dan *varian* pada proses estimasi parameter. Setelah itu, parameter hasil *mean* dan *varian* digunakan sebagai inputan *Naive Bayes Classifier*. *Naive Bayes Classifier* ini digunakan sebagai metode klasifikasi dimana hasil akhirnya nanti berupa hasil identifikasi.
- b. Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan terhadap data uji coba dari dua sistem diatas, dapat diketahui bahwa akurasi sistem identifikasi sidik jari menggunakan kombinasi *Interpolasi Nearest Neighbour* dan *Naive Bayes Classifier* menunjukkan lebih banyak menghasilkan akurasi tertinggi dari tujuh percobaan yang telah dilakukan, yaitu diperoleh 4 percobaan dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 80% paada percobaan 1 dengan input data uji sebanyak 10 data uji dengan jumlah 2 koresponden, 66,67% pada percobaan 2 dengan input data uji sebanyak 15 data uji dengan jumlah 3 koresponden, 52%

pada percobaan 5 dengan input data uji sebanyak 25 data uji dengan jumlah 5 koresponden, 24% pada percobaan 6 dengan input data uji sebanyak 50 data uji dengan jumlah 10 koresponden, dan 24% pada percobaan 7 dengan input data uji sebanyak 100 data uji dengan jumlah 10 koresponden.

5.2 SARAN

Terdapat banyak kekurangan dalam penelitian aplikasi identifikasi sidik jari ini. Oleh karena itu penulis menyarankan beberapa hal sebagai bahan pengembangan selanjtnya, diantaranya :

- a. Metode ekstrasi fitur *Principal Component Analysis* dan klasifikasi *Naive Bayes Classifier* ini masih kurang efektif bila digunakan dalam sistem identifikasi sidik jari, dan tidak cocok digunakan untuk banyak kelas.
- b. Pengambilan data citra sidik jari tidak lagi menggunakan *stamp pad* dan *stamp pad ink* lagi, karena hasil yang didapat tidak rata antara sidik jari satu dengan yang lainnya.
- c. Alat *scan* yang digunakan diusahakan untuk tidak membuat *noise* file citra sidik jari yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A. G. 2012. *Bab IV – Contoh Aplikasi JST Untuk Pengenalan Pola Sidik Jari*. Materi Mata Kuliah Pengantar Kecerdasan Buatan di Universitas Pendidikan Indonesia, Jurusan Pendidikan Teknik Elektro.
- Ahmad, Usman. 2005. *Pengolahan Citra Digital*. GRAHA ILMU, Bogor.
- Aribowo, Trilaksono. 2010. *Aplikasi Inferensi Bayes pada Data Mining terutama Pattern Recognition*. Diakses 18 April 2014.
- Ariyanto, Yudi. 2013. *Peran Sidik Jari Dalam Mengungkap Pelaku Kejahatan*. Fakultas Hukum, Universitas Mataram.
- A.W, Ebranda, *et al.* 2013. *Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Sistem Klasifikasi SMS pada Smartphone Android*. STMIK MDP, Jurusan Teknik Informatika.
- Cakra, Kardianto dan Adenan. 2003. *Sistem Pengenalan Sidik Jari Berdasarkan Karakteristik Minutiae Dan Jumlah Ridge Dengan Metode Backpropagation Jenis Nguyen-Widrow*. Skripsi. Universitas Bina Nusantara, Jakarta.
- Candra Noor Santi, Rina. 2008. *Identifikasi Biometrik Sidik Jari dengan Metode Fraktal*. Fakultas Teknologi Informasi Universitas Stikubank Semarang.
- Darujati, Cahyo *et al.* 2010. *Deteksi Citra Sidik Jari Terotasi Menggunakan Metode Phase-Only Correlation*. SITIA Conference 2010 – T.Elektro ITS.
- Fahmiati. 2011. *Pengenalan Pola Sidik Jari*. Fakultas Ilmu Komputer Universitas Darwan Ali. Sampit.
- Falasev, RS, *et al.* 2009. *Pengenalan Sidik Jari Manusia Dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-Ocurrence Matrix)*. Makalah Tugas Akhir S-1, Universitas Diponegoro, Semarang.
- Gun Ginanjar, Gun. 2008. *Perbandingan Implementasi Interpolas Neirest Neighbor dan Biliner Dalam Scalling Pada File Bitmap*. Fakultas Teknik, Universitas Komputer Indonesia.
- Hamzah, Amir. 2012. *Klasifikasi Teks Dengan Naive Bayes Classifier Untuk Pengelompokan Teks Berita dan Abstract Academis*. Institut Sains dan Teknologi AKPRIND, Yogyakarta.

- Hendarko, G. 2010. *Identifikasi Citra Sidikjari Menggunakan Alihragam Wavelet Dan Jarak Euclidean*. Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang.
- Jain, A.K. 2003. *Multimodal User Interfaces: Who's the User?*, Slides. <http://biometrics.cse.msu.edu> (diakses 20 Februari 2014).
- Lim, Resmana, et al. 2003. *Sistem Pengenalan Plat Nomor Mobil Dengan Metode Principal Components Analysis*. Universitas Kristen Putra, Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Elektro dan Teknik Informatika.
- Muntasa, Arif dan Mauridhi Hery Purnomo. 2010. *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. GRAHA ILMU, Surabaya.
- Nurgraheny, Dwi. 2007. *Hasil Ekstraksi Algoritma Principal Component Analysis (PCA) untuk Pengenalan Wajah*. STTA, Teknik Informatika.
- Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. ANDI, Yogyakarta.
- R.A. Uluwiyah Nur O dan Kusumaningsih, Ari. 2013. *Deteksi Manusia dengan Menggunakan Histogram of Oriented Gradients Naïve Bayes Classifier*. Universitas Trunojoyo, Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Informatika.
- Santosa, Budi. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. GRAHA ILMU, Jakarta.
- Saraswati, Niwayan S. 2011. *Text Mining Dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machines Untuk Sentiment Analysis*. Universitas Udayana Denpasar, Program Pascasarjana.
- Suroto. 2009. *Studi Penyempurnaan Identifikasi Sidik Jari Pada Algoritma Minutea*. Skripsi S-1, Universitas Indonesia, Depok.
- Sutoyo, T., et al. 2009. *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta : Penerbit ANDI.
- Syam, Rahmat, et al. 2011. *Penentuan Nilai Standar Distorsi Berminyak Pada Akuisisi Citra Sidik Jari*. MAKARA, TEKNOLOGI, VOL. 15, NO. 1, APRIL 2011: 55-62.
- Tri W, Rima, et al. 2011. *Pengenalan Pola Senyum Menggunakan Backpropagation Berbasis Ekstraksi Fitur Principal Component Analysis (PCA)*. Universitas Trunojoyo Madura, Program Studi Teknik Informatika.
- Ulumiyah, Daril. 2013. *Pengenalan Telapak Tangan menggunakan Metode Naïve Bayes Berbasis Reduksi Dimensi Principal Component Analysis (PCA)*. Di akses 16 April 2014.

Xhemali, Daniela, *et al.* 2009. *Naïve Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages*. Loughborough University, Computer Science.



LAMPIRAN

1. Tabel Confusion Matrik Akurasi Uji Coba Proses *Training* Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode Interpolasi Nearest Neighbor dan Naive Bayes Classifier

Percobaan 1

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	21	4	84%
Kelas 2	0	25	100%
TOTAL			92%

Percobaan 4

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	6	1	1	75%
Kelas 2	0	8	0	100%
Kelas 3	0	1	7	87,5%
TOTAL				87,5%

Percobaan 2

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	18	4	3	72%
Kelas 2	0	22	3	88%
Kelas 3	6	4	15	60%
TOTAL				73,33%

Percobaan 5

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	17	4	1	1	2	68%
Kelas 2	1	15	4	3	2	60%
Kelas 3	1	1	21	2	0	84%
Kelas 4	1	9	2	13	0	52%
Kelas 5	3	7	1	0	14	56%
TOTAL						64%

Percobaan 3

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	8	1	1	80%
Kelas 2	0	10	0	100%
Kelas 3	1	1	8	80%
TOTAL				86,67%

Percobaan 6 dan Percobaan 7

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	5	1	0	0	0	0	0	1	3	0	50%

Kelas 2	0	6	0	0	0	3	0	0	0	1	60%
Kelas 3	2	1	0	0	0	0	0	3	3	1	0%
Kelas 4	3	2	0	0	1	2	0	1	0	1	0%
Kelas 5	0	0	0	0	6	0	0	3	1	0	60%
Kelas 6	0	3	0	0	0	6	0	0	1	0	60%
Kelas 7	2	3	0	0	1	0	2	1	0	1	20%
Kelas 8	0	0	0	0	1	0	0	9	0	0	90%
Kelas 9	2	0	0	0	4	0	0	1	3	0	30%
Kelas 10	2	1	1	0	0	2	0	0	0	4	40%
TOTAL											41%

2. Tabel Confusion Matrik Akurasi Uji Coba Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode Interpolasi Nearest Neighbor dan Naive Bayes Classifier

Percobaan 1

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	4	1	80%
Kelas 2	1	4	80%
TOTAL			80%

Percobaan 3

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	4	1	0	80%
Kelas 2	0	2	3	40%
Kelas 3	1	2	2	40%
TOTAL				53,33%

Percobaan 2

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	4	1	0	80%
Kelas 2	0	2	3	40%
Kelas 3	1	2	2	40%
TOTAL				53,33%

Percobaan 4

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	1	0	50%
Kelas 2	0	1	1	50%
Kelas 3	0	0	2	100%
TOTAL				66,667%

Percobaan 5

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	4	1	0	0	0	80%
Kelas 2	0	2	0	1	2	40%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	1	2	0	2	0	40%
Kelas 5	1	2	0	0	2	40%
TOTAL						52%

Percobaan 6

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	1	0	0	0	1	0	3	0	0	0%
Kelas 2	0	2	0	0	0	3	0	0	0	0	40%
Kelas 3	0	0	1	0	0	0	0	2	2	0	20%
Kelas 4	1	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0%
Kelas 5	2	0	0	0	2	0	1	0	0	0	40%
Kelas 6	0	1	0	0	1	1	0	2	0	0	20%
Kelas 7	1	0	0	0	0	0	1	2	1	0	20%
Kelas 8	1	0	0	0	0	0	0	3	1	0	60%
Kelas 9	0	1	0	0	3	0	0	0	1	0	20%
Kelas 10	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	20%
TOTAL											24%

Percobaan 7

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	2	0	0	1	2	0	5	0	0	0%
Kelas 2	0	5	0	0	1	4	0	0	0	0	50%

Kelas 3	0	0	3	0	0	0	0	4	3	0	30%
Kelas 4	3	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0%
Kelas 5	5	0	1	0	2	0	1	1	0	0	20%
Kelas 6	0	1	0	0	2	3	1	3	0	0	30%
Kelas 7	2	1	0	0	1	0	2	3	1	0	20%
Kelas 8	2	0	0	0	0	0	0	6	2	0	60%
Kelas 9	3	1	0	0	4	0	0	1	1	0	10%
Kelas 10	3	1	1	1	1	0	0	0	1	2	20%
TOTAL											24%

3. Tabel Confusion Matrik Akurasi Uji Coba Proses Identifikasi Sistem Identifikasi Sidik Jari Menggunakan Kombinasi Metode Principal Component Analysis dan Naive Bayes Classifier

=====

=====PERCOBAAN 1=====

=====

- Dengan 1 ciri eigen

Prediksi \ Aktual		Kelas		Total
		Kelas 1	Kelas 2	
Kelas 1	0	5	0%	
Kelas 2	0	5	50%	
TOTAL			50%	

Kelas 1	1	4	20%
Kelas 2	2	3	60%
TOTAL			40%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi \ Aktual		Kelas		Total
		Kelas 1	Kelas 2	
Kelas 1	5	0	100%	
Kelas 2	4	1	20%	
TOTAL			60%	

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi \ Aktual		Kelas		Total
		Kelas 1	Kelas 2	
Kelas 1	1	4	20%	
Kelas 2	1	4	80%	
TOTAL			50%	

- Dengan 5 ciri eigen

Prediksi \ Aktual		Kelas		Total
		Kelas 1	Kelas 2	
Kelas 1	2	3	40%	
Kelas 2	2	3	60%	
TOTAL			50%	

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi \ Aktual		Kelas		Total
		Kelas 1	Kelas 2	

- Dengan 6 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	2	3	40%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			70%

- Dengan 11 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	1	4	20%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			60%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	2	3	40%
Kelas 2	1	4	80%
TOTAL			60%

- Dengan 12 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	1	4	20%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			60%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	2	3	40%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			70%

- Dengan 13 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	2	3	40%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			70%

- Dengan 9 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	1	4	20%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			60%

- Dengan 14 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	2	3	40%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			70%

- Dengan 10 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	1	4	20%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			60%

- Dengan 15 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Total
Kelas 1	0	5	0%
Kelas 2	0	5	100%
TOTAL			50%

=====

=====PERCOBAAN 2=====

=====

- Dengan 1 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	5	0	0%
Kelas 2	0	1	4	20%
Kelas 3	1	3	1	20%
TOTAL				13,33%

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	4	0	20%
Kelas 2	1	1	3	20%
Kelas 3	2	1	2	40%
TOTAL				26,67%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	3	0	40%
Kelas 2	1	1	3	20%
Kelas 3	2	1	2	40%
TOTAL				33,33%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	5	0	0	100%
Kelas 2	1	0	4	0%
Kelas 3	1	1	3	60%
TOTAL				53,33%

- Dengan 5 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	3	0	40%
Kelas 2	1	1	3	20%
Kelas 3	4	1	0	0%
TOTAL				20%

- Dengan 6 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	2	0	60%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	3	1	1	20%
TOTAL				46,67%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	2	0	60%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	2	2	1	20%
TOTAL				46,67%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	2	0	60%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	2	1	2	40%
TOTAL				53,33%

- Dengan 9 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	3	0	40%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	1	2	2	40%
TOTAL				46,67%

- Dengan 10 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	4	0	20%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	0	3	2	40%
TOTAL				40%

- Dengan 11 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	2	0	60%
Kelas 2	0	3	2	60%
Kelas 3	0	3	2	40%
TOTAL				53,33%

- Dengan 12 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	2	0	60%
Kelas 2	0	5	0	100%
Kelas 3	1	2	2	40%
TOTAL				66,67%

- Dengan 13 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	3	0	40%
Kelas 2	0	5	0	100%
Kelas 3	0	3	2	40%
TOTAL				60%

- Dengan 14 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	3	0	40%
Kelas 2	0	4	1	80%
Kelas 3	0	3	2	40%
TOTAL				53,33%

- Dengan 15 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	5	0	0%
Kelas 2	0	4	1	80%
Kelas 3	0	3	2	40%
TOTAL				40%

=====

=====PERCOBAAN 3=====

=====

- Dengan 1 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	2	1	40%
Kelas 2	1	1	3	20%
Kelas 3	2	0	3	60%
TOTAL				40%

- Dengan 5 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	2	2	20%
Kelas 2	0	5	0	100%
Kelas 3	4	1	0	0%
TOTAL				40%

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	2	1	40%
Kelas 2	1	4	0	80%
Kelas 3	1	4	0	0%
TOTAL				40%

- Dengan 6 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	2	2	20%
Kelas 2	4	0	1	0%
Kelas 3	4	1	0	0%
TOTAL				6,67%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	1	3	20%
Kelas 2	0	5	0	100%
Kelas 3	2	2	1	20%
TOTAL				46,67%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	4	0	1	80%
Kelas 2	4	0	1	0%
Kelas 3	4	0	1	20%
TOTAL				33,33%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	2	2	20%
Kelas 2	0	5	0	100%
Kelas 3	3	2	0	0%
TOTAL				40%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	0	2	60%
Kelas 2	4	0	1	0%
Kelas 3	4	0	1	20%
TOTAL				26,67%

- Dengan 9 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	0	2	60%
Kelas 2	3	0	2	0%
Kelas 3	3	0	2	40%
TOTAL				33,33%

- Dengan 10 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	0	2	60%
Kelas 2	2	0	3	0%
Kelas 3	3	0	2	40%
TOTAL				33,33%

- Dengan 11 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	3	0	2	60%
Kelas 2	2	0	3	0%
Kelas 3	1	0	4	80%
TOTAL				46,67%

- Dengan 12 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	3	40%

Kelas 2	0	0	5	0%
Kelas 3	1	0	4	80%
TOTAL				40%

- Dengan 13 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	0	4	20%
Kelas 2	0	0	5	0%
Kelas 3	0	0	5	100%
TOTAL				40%

- Dengan 14 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	4	0%
Kelas 2	0	1	4	20%
Kelas 3	0	0	5	100%
TOTAL				40%

- Dengan 15 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	3	2	0%
Kelas 2	0	4	1	80%
Kelas 3	0	0	5	100%
TOTAL				60%

=====

===== **PERCOBAAN 4** =====

=====

- Dengan 1 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	0	40%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				83,33%

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	0	40%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				50%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	0	40%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				50%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	0	40%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				50%

- Dengan 5 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	2	0	0	40%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				50%

Kelas 1	1	1	0	20%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	2	0	0	0%
TOTAL				16,67%

- Dengan 6 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	2	0	0%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				16,67%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	1	1	0	20%
Kelas 2	2	0	0	0%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				33,33%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	2	0	0%
Kelas 2	0	2	0	40%
Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				66,67%

- Dengan 9 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	2	0	0%
Kelas 2	1	1	0	20%

Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				50%

- Dengan 10 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	2	0	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				33,33%

- Dengan 11 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	1	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	1	0	1	20%
TOTAL				33,33%

- Dengan 12 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	1	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	0	0	2	40%

TOTAL	50%
-------	-----

- Dengan 13 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	1	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				50%

- Dengan 14 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	1	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				50%

- Dengan 15 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Total
Kelas 1	0	1	1	0%
Kelas 2	1	1	0	20%
Kelas 3	0	0	2	40%
TOTAL				50%

=====

=====PERCOBAAN 5=====

=====

- Dengan 1 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	5	0	0	0	0%

Kelas 2	0	1	0	1	3	20%
Kelas 3	1	0	2	2	0	40%
Kelas 4	1	2	0	0	2	0%

Kelas 5	1	2	0	2	0	0%
TOTAL						12%

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	0	0	3	2	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	2	2	0	0	1	0%
Kelas 5	2	1	0	2	0	0%
TOTAL						12%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	1	2	0	2	0	20%
Kelas 2	0	0	0	2	3	0%
Kelas 3	0	0	4	1	0	80%
Kelas 4	2	2	0	0	1	0%
Kelas 5	2	1	0	2	0	0%
TOTAL						20%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	3	0	0	2	0	60%
Kelas 2	0	0	0	2	3	0%
Kelas 3	0	0	4	1	0	80%
Kelas 4	2	1	0	1	1	20%
Kelas 5	1	0	0	4	0	0%
TOTAL						32%

- Dengan 5 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	3	1	0	1	0	20%
Kelas 5	0	0	0	5	0	0%
TOTAL						16%

- Dengan 6 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	1	1	3	0	60%
Kelas 5	0	0	0	5	0	0%
TOTAL						24%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	1	1	0	20%
Kelas 5	0	1	0	4	0	0%
TOTAL						24%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	1	1	0	20%
Kelas 5	0	1	0	4	0	0%
TOTAL						24%

Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	1	1	0	20%
Kelas 5	0	1	0	4	0	0%
TOTAL						16%

- Dengan 9 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	0	0	5	0	0%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	1	1	0	20%
Kelas 5	0	1	0	4	0	0%
TOTAL						16%

- Dengan 10 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	3	0	2	0	60%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	4	0	0	1	0%
Kelas 5	0	1	0	3	1	20%
TOTAL						28%

- Dengan 11 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	2	0	3	0	0%
Kelas 2	0	3	0	2	0	60%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	0	1	1	20%

Kelas 5	0	1	0	3	1	20%
TOTAL						32%

- Dengan 12 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	3	0	2	0	60%
Kelas 3	2	0	2	1	0	40%
Kelas 4	0	3	0	1	1	20%
Kelas 5	0	1	0	3	1	20%
TOTAL						28%

- Dengan 13 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	3	0	2	0	60%
Kelas 3	2	0	2	1	0	40%
Kelas 4	0	3	0	1	1	20%
Kelas 5	0	1	0	3	1	20%
TOTAL						28%

- Dengan 14 ciri eigen

Prediksi	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	2	0	3	0	40%
Kelas 3	1	0	3	1	0	60%
Kelas 4	0	3	0	1	1	20%
Kelas 5	0	1	0	3	1	20%
TOTAL						28%

- Dengan 15 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Total
Kelas 1	0	3	0	2	0	0%
Kelas 2	0	2	0	3	0	40%

Kelas 3	0	0	3	2	0	60%
Kelas 4	0	3	0	1	1	20%
Kelas 5	1	0	0	3	1	20%
TOTAL						28%

=====

-----PERCOBAAN 6-----

=====

- Dengan 1 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	20%
Kelas 2	0	0	3	1	1	0	0	0	0	0	0%
Kelas 3	0	0	1	1	0	0	1	0	2	0	20%
Kelas 4	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	20%
Kelas 5	1	1	0	0	0	0	0	1	0	2	0%
Kelas 6	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	20%
Kelas 7	0	0	0	0	2	0	1	0	2	0	20%
Kelas 8	1	0	1	2	0	0	0	0	0	1	0%
Kelas 9	1	0	0	0	0	2	1	0	1	0	20%
Kelas 10	0	1	0	3	0	0	0	0	0	1	20%
TOTAL											14%

- Dengan 2 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	0	0	1	1	2	0	0	1	0	0%
Kelas 2	0	0	2	1	1	0	1	0	0	0	0%
Kelas 3	0	0	0	0	0	1	1	1	2	0	0%
Kelas 4	0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	0%
Kelas 5	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0%

Kelas 6	0	0	0	0	2	0	2	0	1	0	0%
Kelas 7	0	0	0	0	2	1	2	0	0	0	40%
Kelas 8	1	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0%
Kelas 9	1	0	0	0	0	1	2	0	1	0	20%
Kelas 10	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0%
TOTAL											6%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	0	0	0	3	0	0	0	1	0	20%
Kelas 2	0	0	2	1	1	0	0	0	1	0	0%
Kelas 3	0	0	0	2	0	1	0	1	1	0	0%
Kelas 4	0	0	2	0	0	1	1	0	1	0	0%
Kelas 5	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	20%
Kelas 6	0	0	1	0	0	0	1	0	0	3	0%
Kelas 7	0	0	1	0	0	0	3	0	0	1	60%
Kelas 8	0	0	3	1	1	0	0	0	0	0	0%
Kelas 9	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0%
Kelas 10	1	0	2	0	0	1	0	0	1	0	0%
TOTAL											10%

- Dengan 4 ciri eigen

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	1	0	0	2	0	0	0	2	0	0%
Kelas 2	0	0	1	1	1	0	0	0	2	0	0%
Kelas 3	0	0	0	2	0	0	0	2	1	0	0%
Kelas 4	0	0	2	0	0	0	2	0	1	0	0%
Kelas 5	0	0	2	0	1	0	0	2	0	0	20%

Kelas 6	0	0	1	0	0	0	1	0	0	3	0%
Kelas 7	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	80%
Kelas 8	2	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0%
Kelas 9	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0%
Kelas 10	0	0	3	1	0	0	0	0	1	0	0%
TOTAL											10%

- Dengan 5 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	1	0	0	0	2	0	0	0	2	0
Kelas 2	0	0	2	0	1	0	0	0	2	0	0%
Kelas 3	0	1	1	0	0	0	0	3	0	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	1	1	0	0%
Kelas 5	1	0	0	0	1	0	0	2	1	0	20%
Kelas 6	0	0	1	0	0	0	2	0	0	2	0%
Kelas 7	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	80%
Kelas 8	2	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0%
Kelas 9	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0%
Kelas 10	0	0	0	0	0	1	0	2	2	0	0%
TOTAL											14%

- Dengan 6 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	1	0	0	0	1	0	0	0	3	0
Kelas 2	0	0	2	0	1	0	0	0	2	0	0%
Kelas 3	0	2	1	0	0	0	0	2	0	0	20%
Kelas 4	0	0	1	0	0	0	1	1	2	0	0%

Kelas 5	1	0	1	0	0	0	0	2	1	0	0%
Kelas 6	0	0	1	0	0	0	0	0	2	2	0%
Kelas 7	0	0	0	0	0	2	1	0	1	1	20%
Kelas 8	0	0	2	0	1	0	0	1	1	0	20%
Kelas 9	1	0	0	0	0	1	0	0	2	1	40%
Kelas 10	0	0	0	0	0	1	0	2	2	0	0%
TOTAL											12%

- Dengan 7 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	0	0	0	1	0	0	0	4	0	0%
Kelas 2	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 3	0	2	1	0	0	0	0	2	0	0	20%
Kelas 4	0	0	1	0	0	0	1	0	3	0	0%
Kelas 5	1	0	1	0	0	0	0	2	1	0	0%
Kelas 6	0	0	1	1	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 7	0	0	1	0	0	1	1	0	2	0	20%
Kelas 8	0	0	2	2	0	0	0	0	1	0	0%
Kelas 9	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	1	4	0	0%
TOTAL											6%

- Dengan 8 ciri eigen

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	3	0	0	0	0	0	0	1	1	0	60%
Kelas 2	1	0	3	0	0	0	0	0	1	0	0%
Kelas 3	0	1	1	1	0	0	0	0	2	0	20%
Kelas 4	0	0	1	0	0	0	1	0	3	0	0%
Kelas 5	1	0	1	0	0	0	0	2	1	0	0%

Kelas 6	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 7	0	0	1	0	0	2	1	0	1	0	20%
Kelas 8	0	0	2	1	0	0	0	0	2	0	0%
Kelas 9	0	0	0	0	0	1	0	2	2	0	40%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	1	4	0	0%
TOTAL											14%

- Dengan 9 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	2	0	0	0	0	0	0	2	1	0	40%
Kelas 2	0	0	3	0	0	0	0	0	1	1	0%
Kelas 3	0	1	1	1	0	0	0	0	2	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	1	0	4	0	0%
Kelas 5	0	0	1	0	0	0	0	2	1	1	0%
Kelas 6	0	0	3	0	0	0	0	0	2	0	0%
Kelas 7	0	0	1	0	0	2	0	1	1	0	0%
Kelas 8	0	0	3	1	0	0	0	0	1	0	0%
Kelas 9	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	60%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	3	2	0	0%
TOTAL											12%

- Dengan 10 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	1	0	0	0	0	0	2	1	0	20%
Kelas 2	0	0	3	0	0	0	0	0	1	1	0%
Kelas 3	0	1	1	1	0	0	0	0	2	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	2	0	0	0	0	1	2	0	0%

Kelas 6	0	0	3	0	0	0	0	0	2	0	0%
Kelas 7	0	0	0	0	0	3	1	0	1	0	20%
Kelas 8	0	0	2	0	0	0	1	1	1	0	20%
Kelas 9	0	0	2	0	1	0	0	1	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	3	2	0	0%
TOTAL											10%

- Dengan 11 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	0	0	0	0	0	0	2	2	0	20%
Kelas 2	0	0	1	0	0	0	0	0	3	1	0%
Kelas 3	0	1	0	1	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	0	2	2	1	0%
Kelas 6	0	0	1	0	0	0	1	0	3	0	0%
Kelas 7	0	0	1	1	0	2	0	0	1	0	0%
Kelas 8	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	20%
Kelas 9	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	3	2	0	0%
TOTAL											6%

- Dengan 12 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	2	0	0	0	0	0	0	1	1	1	40%
Kelas 2	0	0	1	0	0	0	0	0	4	0	0%
Kelas 3	0	0	0	0	1	0	0	1	3	0	0%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	0	1	3	1	0%

Kelas 6	0	0	1	1	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 7	1	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0%
Kelas 8	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	20%
Kelas 9	0	0	2	1	0	0	1	0	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	1	0	0	0	1	3	0	0%
TOTAL											8%

- Dengan 13 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	0	0	0	0	1	0	0	2	1	
Kelas 2	0	0	1	0	0	0	0	0	4	0	0%
Kelas 3	0	0	1	0	1	0	0	1	2	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	0	0	4	1	0%
Kelas 6	0	0	1	1	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 7	1	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0%
Kelas 8	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	20%
Kelas 9	0	0	2	0	0	0	1	1	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0%
TOTAL											6%

- Dengan 14 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	0	0	0	0	2	0	0	1	1	
Kelas 2	0	0	1	0	0	0	0	0	3	1	0%
Kelas 3	0	0	1	0	1	0	0	1	2	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	1	0	0	0	0	1	2	1	0%

Kelas 6	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 7	1	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0%
Kelas 8	0	0	0	0	0	0	1	2	1	1	40%
Kelas 9	0	0	1	0	0	0	1	1	2	0	40%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	2	2	1	20%
TOTAL											12%

- Dengan 15 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	0	0	0	1	0	0	1	2	0	20%
Kelas 2	0	0	3	0	0	0	0	0	2	0	0%
Kelas 3	0	0	1	0	1	0	0	1	2	0	20%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0%
Kelas 5	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0%
Kelas 6	0	0	3	0	0	0	0	0	2	0	0%
Kelas 7	0	0	1	0	0	1	1	0	2	0	20%
Kelas 8	0	0	1	0	0	0	2	2	0	0	40%
Kelas 9	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	20%
Kelas 10	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0%
TOTAL											12%

=====PERCOBAAN 7=====

- Dengan 1 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	1	0	0	0	1	0	0	3	4	1	20%
Kelas 2	0	0	3	0	1	0	0	0	5	1	0%
Kelas 3	0	0	3	0	1	0	0	2	3	1	60%

Kelas 4	0	0	1	2	0	0	3	1	3	0	40%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	0	1	8	1	0%
Kelas 6	0	0	1	1	0	2	0	0	6	0	40%
Kelas 7	1	0	2	0	0	4	0	0	3	0	0%
Kelas 8	1	0	0	0	0	0	1	1	6	1	20%
Kelas 9	0	0	4	0	0	0	1	1	4	0	80%
Kelas 10	0	0	0	3	0	0	0	3	4	0	0%
TOTAL											13%

- Dengan 2 ciri eigen

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	0	0	1	1	1	3	1	0	2	1
Kelas 2	0	0	3	1	1	0	1	2	1	1	0%
Kelas 3	0	0	0	2	0	1	3	2	2	0	0%
Kelas 4	0	0	0	0	0	2	6	1	1	0	0%
Kelas 5	2	2	2	1	0	0	2	1	0	0	0%
Kelas 6	0	1	0	0	3	1	3	0	1	1	20%
Kelas 7	0	0	1	0	4	2	3	0	0	0	60%
Kelas 8	1	2	2	1	1	0	2	0	1	0	0%
Kelas 9	2	0	0	0	1	1	4	0	1	1	20%
Kelas 10	0	2	2	0	1	4	0	0	1	0	0%
TOTAL											5%

- Dengan 3 ciri eigen

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	1	1	2	0	3	0	1	0	2	0
Kelas 2	0	0	5	1	1	0	0	0	3	0	0%
Kelas 3	0	0	1	3	0	2	0	2	2	0	20%
Kelas 4	0	0	2	0	0	3	2	2	1	0	0%
Kelas 5	2	1	3	1	1	0	0	2	0	0	20%

Kelas 6	0	0	1	0	0	1	3	0	0	5	20%
Kelas 7	0	0	3	0	0	1	3	0	0	3	60%
Kelas 8	0	0	5	1	1	0	1	0	1	1	0%
Kelas 9	3	1	2	1	1	1	0	0	0	1	0%
Kelas 10	1	1	5	1	0	1	0	0	1	0	0%
TOTAL											7%

- Dengan 4 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	0	2	1	0	2	0	0	2	2	1	0%
Kelas 2	0	0	3	1	1	0	1	1	3	0	0%
Kelas 3	0	0	1	5	0	0	0	3	1	0	20%
Kelas 4	1	0	2	1	0	0	3	2	1	0	20%
Kelas 5	0	1	2	1	1	0	0	5	0	0	20%
Kelas 6	0	0	1	0	0	1	2	0	0	6	20%
Kelas 7	0	0	1	0	0	2	4	0	0	3	80%
Kelas 8	2	0	0	1	3	0	1	2	0	1	40%
Kelas 9	1	1	2	0	1	2	0	1	0	2	0%
Kelas 10	0	1	3	4	0	0	0	1	1	0	0%
TOTAL											10%

- Dengan 5 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
Kelas 1	2	0	0	0	2	1	0	2	2	1	40%
Kelas 2	0	0	4	0	1	0	0	0	4	1	0%
Kelas 3	1	1	2	1	0	1	0	4	0	0	40%
Kelas 4	0	0	0	0	0	0	4	5	1	0	0%
Kelas 5	1	0	0	1	2	0	0	5	1	0	40%
Kelas 6	0	0	1	0	0	3	3	0	0	3	60%

Kelas 7	0	0	0	0	0	2	4	0	0	4	80%
Kelas 8	2	0	0	0	3	0	2	0	2	1	0%
Kelas 9	1	1	1	0	2	2	0	1	0	2	0%
Kelas 10	0	1	0	2	0	1	0	4	2	0	0%
TOTAL											13%

- Dengan 6 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Prediksi										Total
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	
Kelas 1	2	0	1	0	1	1	0	2	3	0	40%
Kelas 2	0	0	4	0	1	0	0	0	4	1	0%
Kelas 3	1	2	3	1	0	0	0	2	1	0	60%
Kelas 4	0	0	1	0	0	0	1	5	3	0	0%
Kelas 5	1	1	1	1	0	0	0	4	2	0	0%
Kelas 6	0	0	1	0	0	4	0	0	2	3	80%
Kelas 7	0	0	0	0	1	5	1	0	1	2	20%
Kelas 8	0	0	5	0	1	0	0	1	3	0	20%
Kelas 9	1	0	0	0	1	2	0	1	3	2	60%
Kelas 10	0	1	0	2	0	1	0	4	2	0	0%
TOTAL											14%

- Dengan 7 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Prediksi										Total
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	
Kelas 1	1	0	1	0	1	0	0	1	6	0	20%
Kelas 2	0	0	4	0	0	0	0	0	6	0	0%
Kelas 3	1	2	3	1	0	0	0	2	1	0	60%
Kelas 4	0	1	3	0	0	0	1	2	3	0	0%
Kelas 5	1	1	1	1	0	0	0	3	3	0	0%
Kelas 6	0	0	1	4	0	1	0	0	4	0	20%
Kelas 7	0	0	1	1	0	4	1	0	3	0	20%

Kelas 8	0	0	5	2	0	0	0	0	3	0	0%
Kelas 9	1	1	1	0	2	1	0	2	1	1	20%
Kelas 10	0	0	0	2	0	0	0	3	5	0	0%
TOTAL											7%

- Dengan 8 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	4	0	2	0	0	0	0	2	2	0
Kelas 2	1	1	6	0	0	0	0	0	1	1	20%
Kelas 3	0	2	3	2	0	0	0	0	3	0	60%
Kelas 4	0	1	1	0	0	0	1	3	4	0	0%
Kelas 5	1	1	1	1	0	0	0	3	3	0	0%
Kelas 6	0	0	2	1	0	1	0	0	6	0	20%
Kelas 7	0	1	2	0	0	4	1	0	2	0	20%
Kelas 8	0	0	4	2	0	0	0	0	4	0	0%
Kelas 9	0	0	2	0	1	1	0	2	3	1	60%
Kelas 10	0	0	0	1	0	0	0	4	5	0	0%
TOTAL											13%

- Dengan 9 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	3	0	2	0	0	0	0	3	2	0
Kelas 2	0	1	6	0	0	0	0	0	1	2	20%
Kelas 3	0	2	3	1	0	0	0	1	3	0	60%
Kelas 4	0	1	0	0	0	0	1	3	5	0	0%
Kelas 5	0	1	1	1	0	0	0	3	3	1	0%
Kelas 6	0	0	3	0	0	2	1	0	4	0	40%
Kelas 7	0	1	2	0	0	4	1	1	1	0	20%
Kelas 8	0	0	4	1	0	0	1	0	4	0	0%

Kelas 9	0	0	2	0	1	0	0	2	4	1	80%
Kelas 10	0	0	0	1	0	0	0	6	3	0	0%
TOTAL											14%

- Dengan 10 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	2	1	2	0	0	0	0	3	2	0
Kelas 2	0	1	6	0	0	0	0	0	1	2	20%
Kelas 3	0	2	3	1	0	0	0	1	3	0	60%
Kelas 4	0	1	1	1	0	0	3	2	2	0	20%
Kelas 5	0	1	2	0	0	0	0	2	5	0	0%
Kelas 6	0	0	3	0	0	2	1	0	4	0	40%
Kelas 7	0	1	0	0	0	6	2	0	1	0	40%
Kelas 8	0	0	3	0	0	0	2	1	4	0	20%
Kelas 9	0	0	3	0	3	0	0	1	2	1	40%
Kelas 10	0	0	1	1	0	0	0	6	2	0	0%
TOTAL											14%

- Dengan 11 ciri *eigen*

Prediksi \ Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	2	0	0	0	0	0	0	3	4	1
Kelas 2	0	1	3	0	0	0	0	0	4	2	20%
Kelas 3	0	1	2	1	0	0	0	2	4	0	40%
Kelas 4	0	1	1	1	0	0	3	2	2	0	20%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	1	3	5	1	0%
Kelas 6	0	0	1	0	0	2	1	0	6	0	40%
Kelas 7	0	0	2	1	0	4	1	0	2	0	20%
Kelas 8	0	0	3	0	0	0	1	1	4	1	20%
Kelas 9	0	1	2	0	2	0	1	2	1	1	20%

Kelas 10	0	0	0	1	0	0	0	6	3	0	0%
TOTAL											11%

- Dengan 12 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	3	0	0	0	0	0	0	2	3	2
Kelas 2	0	0	3	0	1	0	0	0	5	1	0%
Kelas 3	0	0	2	0	1	0	0	2	4	1	40%
Kelas 4	0	0	1	2	0	0	3	1	3	0	40%
Kelas 5	0	0	0	1	0	0	0	2	5	2	0%
Kelas 6	0	0	1	1	0	2	0	0	6	0	40%
Kelas 7	1	0	2	0	0	4	0	0	3	0	0%
Kelas 8	1	0	1	0	0	0	2	1	4	1	20%
Kelas 9	0	1	4	1	0	0	1	0	3	0	60%
Kelas 10	0	0	0	4	0	0	0	2	4	0	0%
TOTAL											13%

- Dengan 13 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	Total
	Kelas 1	1	0	0	0	1	0	0	3	4	1
Kelas 2	0	0	3	0	1	0	0	0	5	1	0%
Kelas 3	0	0	3	0	1	0	0	2	3	1	60%
Kelas 4	0	0	1	2	0	0	3	1	3	0	40%
Kelas 5	0	0	0	0	0	0	0	1	8	1	0%
Kelas 6	0	0	1	1	0	2	0	0	6	0	40%
Kelas 7	1	0	2	0	0	4	0	0	3	0	0%
Kelas 8	1	0	0	0	0	0	1	1	6	1	20%
Kelas 9	0	0	4	0	0	0	1	1	4	0	80%
Kelas 10	0	0	0	3	0	0	0	3	4	0	0%
TOTAL											13%

- Dengan 14 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Prediksi										Total
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	
Kelas 1	1	0	1	0	2	0	0	2	3	1	20%
Kelas 2	0	0	4	0	1	0	0	0	3	2	0%
Kelas 3	0	0	3	0	1	0	0	2	2	2	60%
Kelas 4	0	0	1	2	0	0	4	1	2	0	40%
Kelas 5	0	0	1	0	0	0	1	2	4	2	0%
Kelas 6	0	0	2	0	0	2	0	0	6	0	40%
Kelas 7	1	0	2	0	0	4	0	0	3	0	0%
Kelas 8	0	0	0	0	0	0	1	2	6	1	40%
Kelas 9	0	0	1	0	2	0	1	1	5	0	100%
Kelas 10	0	0	0	2	0	0	1	4	2	1	20%
TOTAL											16%

- Dengan 15 ciri *eigen*

Prediksi Aktual	Prediksi										Total
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	Kelas 6	Kelas 7	Kelas 8	Kelas 9	Kelas 10	
Kelas 1	2	0	1	0	1	0	0	2	4	0	40%
Kelas 2	0	0	6	0	1	0	0	0	2	1	0%
Kelas 3	0	0	3	0	2	0	0	2	2	1	60%
Kelas 4	0	0	2	2	0	0	3	1	2	0	40%
Kelas 5	1	0	1	0	0	0	2	2	3	1	0%
Kelas 6	0	0	4	0	0	2	0	0	4	0	40%
Kelas 7	0	0	4	0	0	2	1	0	3	0	20%
Kelas 8	0	0	1	0	0	0	3	2	4	0	40%
Kelas 9	0	0	1	0	2	0	1	1	5	0	100%
Kelas 10	0	0	0	2	0	0	0	4	4	0	0%
TOTAL											17%