



TUGAS AKHIR - SM141501

**SISTEM PENGENALAN INDIVIDU BERBASIS SUARA
UCAPAN MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI
TRISPEKTRUM DAN K-HARMONIC MEANS**

GINA FAAIZATUD DINI
NRP 1213 100 043

Dosen Pembimbing
Drs. Nurul Hidayat, M.Kom

DEPARTEMEN MATEMATIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017



FINAL PROJECT - SM141501

**INDIVIDUAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED ON
SPEECH USING TRISPECTRUM ESTIMATION AND K-
HARMONIC MEANS METHODS**

GINA FAAIZATUD DINI
NRP 1213 100 043

Supervisor
Drs. Nurul Hidayat, M.Kom

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Mathematics and Natural Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2017

LEMBAR PENGESAHAN

**SISTEM PENGENALAN INDIVIDU BERBASIS SUARA
UCAPAN MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI
TRISPEKTRUM DAN K-HARMONIC MEANS**

***INDIVIDUAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED ON
SPEECH USING TRISPECTRUM ESTIMATION AND K-
HARMONIC MEANS METHODS***

TUGAS AKHIR

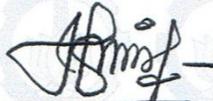
Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
Pada bidang studi Ilmu Komputer
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh :

GINA FAAIZATUD DINI

NRP. 1213 100 043

Menyetujui,
Dosen Pembimbing



Drs. Nurul Hidayat, M.Kom

NIP. 19630404 198903 1 002

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
EMIPA ITS



Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT

NIP. 19700831 199403 1 003

Surabaya, 31 Juli 2017

SISTEM PENGENALAN INDIVIDU BERBASIS SUARA UCAPAN MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI TRISPEKTRUM DAN K-HARMONIC MEANS

Nama : Gina Faaizatud Dini
NRP : 1213 100 043
Departemen : Matematika
Dosen Pembimbing : Drs. Nurul Hidayat, M.Kom

ABSTRAK

Kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi telah memberikan pengaruh terhadap perkembangan biometrika. Hal ini memungkinkan suatu perangkat dapat mengenali individu melalui ciri-ciri biologis yang bersifat unik seperti wajah, sidik jari dan suara ucapan. Penelitian ini membuat sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan, yang diolah menggunakan metode estimasi trispektrum pada tahap prapengolahan data dan *K-Harmonic Means* pada tahap pengelompokan ciri. *Output* dari proses *K-Harmonic Means* berupa magnitudo perwakilan dari masing-masing kelompok sehingga diperoleh data yang lebih sedikit untuk masukan pada tahap klasifikasi dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*. Data suara yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari 30 individu dengan mengucapkan 10 kata berbeda. Uji coba dilakukan terhadap 1 kata dengan 30 individu berbeda dan 10 kata dari 30 individu berbeda. Dengan $chunk=128$, jumlah perwakilan $K=16$ dan parameter $p=3.5$ rata-rata tingkat akurasi mencapai 82,22% untuk pengujian dengan 1 kata dan 70,39% untuk pengujian dengan 10 kata.

Kata Kunci: Sistem Pengenalan Suara, Estimasi Trispektrum, K-Harmonic Means, Learning Vector Quantization

**INDIVIDUAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED
ON SPEECH USING TRISPECTRUM ESTIMATION
AND K-HARMONIC MEANS METHODS**

Name of Student : Gina Faaizatud Dini
NRP : 1213 100 043
Department : Mathematics
Supervisor : Drs. Nurul Hidayat, M.Kom

ABSTRACT

The progress of science and technology has given the influence on the development of biometrics. This allows a device can individual identification through biological characteristics which are unique, like a finger print, face and speech. This research make individual identification system based on speech, which are processed using trispectrum estimation in data preprocessing and K-Harmonic Means methods in grouping feature. Output of the K-Harmonic Means process is agent magnitude from each group to retrieved data is less for input in the classification using neural network Learning Vector Quantization. Speech data used in final project was obtained from 30 individuals with said 10 different words. Trials conducted 1 word from 30 different individuals and 10 words from 30 different individuals. With chunk=128, number of agent K=16 and parameter p=3.5 average accuracy rate reached 82,22% for testing using 1 word and 70,39% for testing using 10 words.

Keywords: Speech Recognition System, Trispektrum Estimation, K-Harmonic Means, Learning Vector Quantization

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur bagi Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul

“SISTEM PENGENALAN INDIVIDU BERBASIS SUARA UCAPAN MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI TRISPEKTRUM DAN K-HARMONIC MEANS” yang merupakan salah satu syarat kelulusan dalam menyelesaikan Program Sarjana Departemen Matematika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini penulis telah banyak mendapat bantuan serta masukan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Kepala Departemen Matematika ITS yang telah memberikan dukungan dan motivasi selama perkuliahan hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini.
2. Ketua dan Sekretaris Program Studi S1 Departemen Matematika ITS yang telah memberikan dukungan dalam pelaksanaan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Mahmud Yunus, M.Si, Bapak Drs. Soetrisno, Ml.Komp dan Bapak Drs. Daryono Budi Utomo, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan saran demi perbaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Drs. Nurul Hidayat, M.Kom selaku dosen wali dan dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, saran, nasehat serta motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
5. Seluruh jajaran dosen dan staf Departemen Matematika ITS.

6. Teman-teman Departemen Matematika ITS angkatan 2013 yang saling mendukung dan memotivasi, khususnya yang telah menyumbangkan suaranya untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
7. Seluruh sahabat penulis khususnya Metta yang telah memberikan dukungan kepada penulis dalam setiap proses pengerjaan Tugas Akhir.
8. Kedua orang tua, Bapak Ibnu Hisyam dan Ibu Ida Rusdiana dan adik-adik yang telah memberikan doa dan dukungannya.
9. Semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu, terima kasih telah membantu sampai terselesaikannya Tugas Akhir ini.

Apabila dalam Tugas Akhir ini ada kekurangan, penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca. Semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak.

Surabaya, 20 Juni 2017
Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Penelitian Terdahulu	7
2.2 Pengenalan Suara	8
2.3 Estimasi Trispektrum.....	10
2.4 <i>K-Harmonic Means</i>	14
2.5 Jaringan Syaraf Tiruan.....	18
2.5.1 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan	19
2.5.2 Proses Pelatihan atau Pembelajaran	21
2.5.3 <i>Learning Vector Quantization</i>	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	23
3.1 Diagram Metodologi.....	23
3.2 Studi Literatur	23

3.3	Pengumpulan Data Suara.....	23
3.4	Data Suara.....	23
3.5	Data Latih dan Data Uji	25
3.6	Prapengolahan Data	25
3.7	Pengelompokan Ciri.....	25
3.8	Klasifikasi Data.....	25
3.9	Implementasi Sistem.....	25
3.10	Pengujian dan Evaluasi Sistem	26
BAB IV PERANCANGAN SISTEM		27
4.1	Pengumpulan Dataset.....	27
4.2	Prapengolahan Data	27
4.2.1	<i>Frame Blocking</i>	27
4.2.2	<i>Windowing</i>	28
4.2.3	<i>Fast Fourier Transform</i>	29
4.2.4	Estimasi Trispektrum	32
4.3	Pengelompokan Ciri.....	33
4.4	Klasifikasi Data.....	37
4.4.1	Proses <i>Training</i>	37
4.4.2	Proses <i>Testing</i>	39
4.5	Pengujian dan Evaluasi Sistem	41
4.6	Perancangan <i>User Interface</i>	41
BAB V IMPLEMENTASI SISTEM.....		45
5.1	Peralatan.....	45
5.2	Implementasi <i>User Interface</i>	45
5.3	Implementasi Prapengolahan Data	49
5.4	Implementasi Pengelompokan Ciri.....	51

5.5	Implementasi Klasifikasi Data	54
5.5.1	Proses <i>Training</i>	54
5.5.2	Proses <i>Testing</i>	55
BAB VI UJI COBA DAN EVALUASI SISTEM		57
6.1	Dataset Uji Coba	57
6.2	Uji Coba Estimasi Trispektrum	57
6.3	Uji Coba Pengelompokan Ciri	61
6.4	Uji Coba Sistem Pengenalan Individu dengan Kata Sama.....	61
6.5	Uji Coba Sistem Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda	63
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN		65
7.1	Kesimpulan	65
7.2	Saran	65
DAFTAR PUSTAKA.....		67
LAMPIRAN		69
BIODATA PENULIS.....		85

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Klasifikasi Sistem Pengenalan Sinyal Suara	9
Gambar 2.2 Jaringan Syaraf Biologis.....	18
Gambar 2.3 Jaringan Lapis Tunggal	20
Gambar 2.4 Jaringan Lapis Jamak	20
Gambar 3.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian	24
Gambar 4.1 Ilustrasi Proses <i>Frame Blocking</i>	28
Gambar 4.2 Diagram Alir Proses <i>Windowing</i>	29
Gambar 4.3 Ilustrasi Proses Dekomposisi FFT	30
Gambar 4.4 Diagram Alir Proses FFT	31
Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Estimasi Trispektrum.....	32
Gambar 4.6 Diagram Alir Mencari Magnitude dan Fase	33
Gambar 4.7 Diagram Alir KHM Bagian 1	35
Gambar 4.8 Diagram Alir KHM Bagian 2	36
Gambar 4.9 Perancangan Halaman Awal.....	42
Gambar 4.10 Perancangan Form Prapengolahan Data.....	42
Gambar 4.11 Perancangan <i>Form</i> Pengelompokan Ciri.....	43
Gambar 4.12 Perancangan <i>Form Training</i> Data	44
Gambar 4.13 Perancangan <i>Form Testing</i> Data.....	44
Gambar 5.1 Halaman Awal Program	46
Gambar 5.2 Halaman Proses Prapengolahan Data	46
Gambar 5.3 Halaman Proses Pengelompokan Ciri	47
Gambar 5.4 Halaman Proses <i>Training</i>	48
Gambar 5.5 Halaman Proses Testing	48
Gambar 6.1 Contoh Visualisasi Sinyal Suara Ucapan	58
Gambar 6.2 Contoh Visualisasi Hasil <i>Frame Blocking</i>	59
Gambar 6.3 Contoh Visualisasi Hasil <i>Windowing</i>	60
Gambar 6.4 Contoh Visualisasi Hasil FFT.....	60
Gambar 6.5 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan kata “Atas” (chunk = 128, K= 16, p = 3).....	62

Gambar 6. 6 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan kata “Atas” (chunk = 128, K= 16, p = 3.5).....	62
Gambar 6.7 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda (chunk = 128, K = 16, p = 3).....	63
Gambar 6.8 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda (chunk = 128, K = 16, p = 3.5)....	64

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Representasi Label Nama.....	37
Tabel 4.2 Parameter Pengujian.....	41

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dijelaskan hal-hal yang melatarbelakangi munculnya permasalahan yang dibahas dalam Tugas Akhir ini. Dan permasalahan tersebut akan disusun ke dalam suatu rumusan masalah. Selanjutnya dijabarkan rumusan masalah untuk mendapatkan tujuan yang diinginkan serta manfaat yang dapat diperoleh. Adapun sistematika penulisan Tugas Akhir ini akan diuraikan di bagian akhir bab ini.

1.1 Latar Belakang

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi yang pesat memberikan dampak yang cukup besar dalam kehidupan individu yang menuntut adanya kesederhanaan dan kemudahan. Salah satu bukti dari perkembangan teknologi di bidang ilmu komputer adalah sistem pengenalan individu menggunakan biometrika yang merupakan cabang matematika terapan yang muncul pada era globalisasi. Ilmu biometrika juga merupakan ilmu yang digunakan untuk keperluan mengidentifikasi individu berdasarkan ciri-ciri biologis yang bersifat unik misalnya wajah, sidik jari, iris mata dan suara [1]. Ilmu biometrika dapat diterapkan pada pembuatan teknologi, seperti sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan. Hal ini dikarenakan suara merupakan alat komunikasi yang sangat sederhana dan bersifat alami sehingga memudahkan manusia dalam memberikan perintah. Selain itu suara yang diucapkan oleh individu mengandung informasi mengenai identitas individu sehingga mampu membedakan identitas individu hanya dari suaranya. Perbedaan suara dari individu disebabkan oleh adanya perbedaan spektrum suara, frekuensi dan amplitudo.

Dalam membangun sistem pengenalan suara, secara umum terdapat empat tahapan yang dapat dilakukan yaitu akuisisi data sinyal suara, estimasi sinyal suara, pengelompokan ciri, serta klasifikasi sinyal suara [1]. Data

sinyal suara yang digunakan untuk proses pengenalan individu diperoleh dengan bantuan alat perekam. Namun, sinyal tersebut belum bisa digunakan untuk proses pengenalan karena belum menunjukkan pola atau karakteristik dari sinyal tersebut. Oleh karena itu, perlu dilakukan prapengolahan untuk mendapatkan karakteristik dari data sinyal suara tersebut.

Pada tahap prapengolahan, dilakukan proses estimasi sinyal suara yang kemudian menghasilkan data magnitudo dan fase. Magnitudo dan fase berisi informasi sinyal suara yang digunakan untuk proses pengenalan. Hasil pengamatan yang dilakukan terhadap visualisasi dari magnitudo menunjukkan bahwa, untuk setiap jenis kata yang sama dari satu individu mempunyai pola yang mirip, sedangkan untuk jenis kata yang berbeda mempunyai pola yang tidak mirip [2]. Dalam proses klasifikasi suara, data yang digunakan merupakan data magnitudo hasil prapengolahan dengan estimasi trispektrum. Pada umumnya sinyal suara dari hasil proses estimasi memiliki ukuran data yang cukup besar untuk diolah. Hal itu berpengaruh terhadap lamanya proses klasifikasi. Untuk itu, diperlukan suatu metode pengelompokan ciri untuk mendapatkan data magnitudo perwakilan dari masing-masing kelompok sehingga diperoleh data yang lebih sedikit untuk proses klasifikasi.

Pada penelitian ini, dikembangkan sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan dengan menggunakan metode KHM (*K-Harmonic Means*). Hasil dari pengelompokan ciri yang diperoleh dari KHM akan digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi menggunakan metode LVQ (*Learning Vector Quantization*).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas, permasalahan yang diselesaikan dalam penelitian ini adalah :

1. Melakukan prapengolahan terhadap data sinyal suara individu menggunakan estimasi trispektrum, menerapkan metode KHM untuk pengelompokan ciri

sinyal suara individu hasil estimasi trispektrum, dan menerapkan metode LVQ untuk klasifikasi data sinyal suara individu.

2. Mengintegrasikan program prapengolahan, pengelompokan ciri, dan klasifikasi data untuk membuat sistem perangkat lunak pengenalan individu berbasis suara ucapan dengan *interface* yang *user friendly*

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah di atas, batasan masalah yang digunakan sebagai acuan dari penelitian ini adalah :

1. Pengucapan kata satu persatu dan dilakukan dengan suara normal
2. Keadaan ruangan saat pengambilan suara ucapan dalam keadaan normal dan dianggap tidak ada *noise*
3. Usia dari pengucap termasuk dalam usia dewasa (15-50 tahun)
4. Kata yang telah dipilih sebagai referensi diucapkan dengan bahasa Indonesia.

1.4 Tujuan

Tujuan umum dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan perangkat lunak yang dapat digunakan untuk mengenali individu berbasis suara ucapan. Sedangkan tujuan khusus untuk penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mendapatkan program prapengolahan data sinyal suara individu menggunakan estimasi trispektrum, mendapatkan program pengelompokan ciri sinyal suara individu menggunakan metode KHM, dan mendapatkan program klasifikasi data sinyal suara individu menggunakan LVQ.
2. Mengintegrasikan program untuk mengenali individu berbasis suara ucapan dengan menerapkan estimasi trispektrum, KHM dan LVQ.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi individu melalui suara ucapan.
2. Sebagai pemberi informasi bagi pembaca mengenai pengembangan sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan menggunakan metode KHM.

1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir

Sistematika penulisan didalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN
Bab ini berisi penjelasan tentang latar belakang dari Tugas Akhir, rumusan dan batasan masalah yang dihadapi dalam penelitian Tugas Akhir, tujuan dan manfaat pembuatan Tugas Akhir serta sistematika penulisan Tugas Akhir.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA
Bab ini berisi teori dasar yang mendukung dalam Tugas Akhir ini, antara lain penelitian terdahulu, pengenalan suara, estimasi trispektrum, *K-Harmonic Means*, jaringan syaraf tiruan, *Learning Vector Quantization*.
3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN
Bab ini menjelaskan tahap pengerjaan dalam menyelesaikan Tugas Akhir yang terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, prapengolahan data, pengelompokan ciri, klasifikasi data, implementasi sistem, pengujian dan evaluasi sistem, serta penarikan kesimpulan dan penulisan laporan Tugas Akhir.
4. BAB IV PERANCANGAN SISTEM
Bab ini menjelaskan tahap persiapan pengolahan data hingga proses konstruksi sistem menggunakan metode Estimasi Trispektrum, *K-Harmonic Means* dan

Learning Vector Quantization sebagai acuan dalam implementasi sistem.

5. BAB V IMPLEMENTASI SISTEM

Bab ini membahas proses implementasi sistem dengan menggunakan *software* MATLAB berdasarkan rancangan sistem yang telah dibuat pada bab sebelumnya.

6. BAB VI UJI COBA DAN EVALUASI SISTEM

Bab ini membahas tahap-tahap uji coba berdasarkan implementasi sistem yang telah dibuat beserta pengujian kinerja sistem.

7. BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan Tugas Akhir yang diperoleh dari bab uji coba dan evaluasi sistem serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini diuraikan mengenai dasar teori yang digunakan dalam penyusunan Tugas Akhir ini. Dasar teori yang dijelaskan dibagi menjadi beberapa sub bab yaitu penelitian terdahulu, Pengenalan Suara, Estimasi Trispektrum, *K-Harmonic Means*, Jaringan Syaraf Tiruan, *Learning Vector Quantization*.

2.1 Penelitian Terdahulu

Sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan merupakan salah satu penerapan ilmu biometrika yang cukup berkembang dalam bidang keamanan seperti ijin akses masuk ruangan, sistem kunci otomatis dan komponen robotik.

Salah satu penelitian tentang sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan adalah “Klasterisasi Sinyal Suara Menggunakan Metode *Particle Swarm Optimization* Pada Pengembangan Sistem Pengenalan Individu Berbasis Suara Ucapan” oleh Moh. Bagus Hadi pada tahun 2010. Dalam penelitian ini menjelaskan bahwa metode *Particle Swarm Optimization* digunakan untuk mencari data magnitude perwakilan dari masing-masing klaster untuk dijadikan masukan pada proses klasifikasi dengan JST-LVQ. Dalam penelitian tersebut uji coba dilakukan terhadap 10 kata dari pembicara yang sama, 1 kata dari 20 pembicara yang berbeda, dan 20 kata dari pembicara yang berbeda. Dengan mengambil lima referensi untuk masing-masing kata, metode *Particle Swarm Optimization* mampu mengenali kata yang diucapkan hingga 81% [3]. Akan tetapi dalam penelitian tersebut proses perekaman dan estimasi sinyal suara memanfaatkan hasil dari penelitian sebelumnya yang dikerjakan oleh Amin (2006) dan Riduwan (2007).

Penelitian lain yang membahas tentang pengelompokan ciri dan klasifikasi sinyal suara adalah “*Learning Vector*

Quantization (LVQ) Neural Network Approach for Multilingual Speech Recognition” oleh Rajat Haldar pada tahun 2016. Dalam penelitian ini menjelaskan bahwa penerapan teknik *LVQ* dan *Particle Swarm Optimization* untuk pengenalan kata dan identifikasi bahasa memberikan hasil yang sedikit lebih baik dibandingkan tanpa menggunakan teknik PSO. Dalam penelitian tersebut uji coba sistem dilakukan terhadap bahasa Bengali, Chhattisgarhi, Inggris, dan India. Dengan menggunakan LVQ, sistem mampu mengenali bahasa hingga 88% dan persentase error 10-12 %. Sedangkan dengan menggunakan LVQ dan PSO, sistem mampu mengenali bahasa hingga 90 % dan persentase error hanya 8-10 % [4].

Selain itu terdapat penelitian lain yang membahas tentang klusterisasi data yaitu “Perbandingan Kinerja Metode *K-Harmonic Means* Dan *Particle Swarm Optimization* untuk Klusterisasi Data” oleh Ahmad Saikhu dan Yoke Okta pada tahun 2010. Dalam penelitian ini menjelaskan tentang perbandingan proses klusterisasi menggunakan algoritma *K-Harmonic Means* dan algoritma *Particle Swarm Optimization* berdasarkan nilai *objective function*, *F-Measure*, dan *running time*. Dari uji coba diperoleh bahwa berdasarkan nilai *objective function*, *F-Measure*, dan *running time*, metode KHM lebih baik dibandingkan dengan PSO [5]. Akan tetapi dalam penelitian ini uji dilakukan dengan 3 skenario terhadap 5 data set yang berbeda yaitu iris, glass, cancer, CMC dan wine.

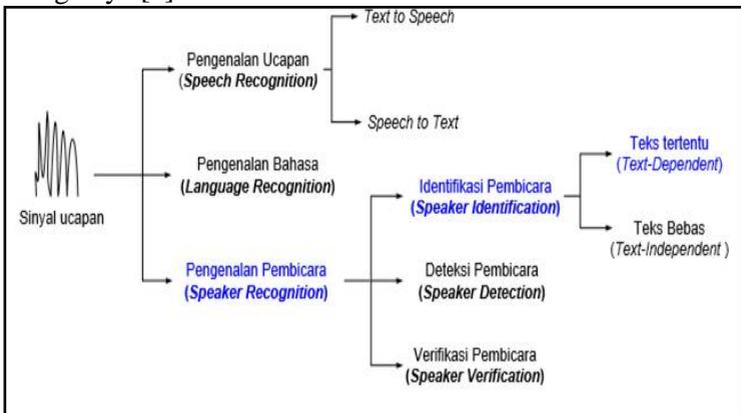
Oleh sebab itu, pada penelitian ini akan dikembangkan sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan menggunakan metode *K-Harmonic Means* dan klasifikasi menggunakan LVQ.

2.2 Pengenalan Suara

Pengenalan suara dapat dikategorikan menjadi tiga bagian, yaitu : pengenalan ucapan, pengenalan bahasa dan pengenalan pembicara. Dalam penelitian ini hanya

membahas tentang pengenalan pembicara lebih spesifiknya membahas tentang identifikasi pembicara. Pengenalan pembicara dapat diklasifikasikan ke dalam tiga tahap yaitu identifikasi, deteksi dan verifikasi. Identifikasi pembicara merupakan proses untuk menentukan identitas pembicara melalui suara yang telah diucapkan, sedangkan deteksi pembicara merupakan proses penemuan suara pembicara dari sekumpulan suara, dan verifikasi pembicara merupakan proses untuk memverifikasi kesesuaian suara pembicara dengan identitas yang diklaim oleh pembicara. Pengenalan pembicara lebih menitikberatkan pada pengenalan suara pembicara dan tidak pada pengenalan ucapan pembicara [6].

Metode identifikasi pembicara (Gambar 2.1) yang merupakan bagian dari pengenalan pembicara dapat dibagi kedalam metode *text-independent* dan *text-dependent*. Pada sistem *text-dependent*, model pembicara meng-*capture* karakteristik ucapan seseorang melalui sinyal suara ucapan dengan mengabaikan apa yang diucapkan, dalam artian kata-kata yang diucapkan bebas. Sebaliknya pada sistem *text-independent*, pengenalan identitas pembicara didasarkan pada ucapan seseorang dengan kata-kata yang spesifik atau telah disepakati, seperti *password*, *card number*, kode PIN dan sebagainya [7].



Gambar 2.1 Klasifikasi Sistem Pengenalan Sinyal Suara

2.3 Estimasi Trispektrum

Estimasi trispektrum merupakan proses estimasi sinyal suara yang didasarkan pada korelasi tiga parameter frekuensi yaitu f_1 , f_2 dan f_3 . Daerah estimasi trispektrum merupakan ruang tiga dimensi yang dibentuk oleh vektor frekuensi f_1 , f_2 dan f_3 . Pada setiap koordinat (f_1 , f_2 dan f_3) tersebut terdapat nilai trispektrumnya, sehingga hasil estimasi trispektrum dapat dikatakan berada dalam ruang empat dimensi. Proses estimasi trispektrum menggunakan analisis orde empat dengan rumus [2] :

$$M_T(f_1, f_2, f_3) = \frac{1}{T} [X_T(f_1) \cdot X_T(f_2) \cdot X_T(f_3) \cdot X_T^*(f_1 + f_2 + f_3)] \quad (2.1)$$

dengan $X_T(f_i)$ adalah spektrum fourier berdurasi T pada frekuensi f_i , dan $X_T^*(f_i)$ adalah konjugasi kompleks dari $X_T(f_i)$.

Dalam proses estimasi trispektrum terdapat tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. *Frame Blocking*

Sinyal suara kontinu diblok dalam *frame* dari N sampel, *frame* yang berdekatan terpisah oleh M sampel dengan $M < N$. *Frame* pertama terdiri dari N sampel pertama. *Frame* kedua mulai M sampel setelah *frame* pertama dan saling menyusul dengan $N - M$ sampel. *Overlapping* untuk setiap *frame* digunakan dilakukan untuk menghindari hilangnya ciri atau karakteristik suara pada perbatasan perpotongan setiap *frame*. Proses ini terus berlanjut sampai semua sinyal suara dihitung dalam satu *frame* atau lebih.

2. *Windowing*

Langkah selanjutnya adalah *windowing* masing-masing *frame* untuk meminimalisir diskontinuitas sinyal pada permulaan dan akhir dari tiap *frame*. Jika didefinisikan *window* sebagai $w(n)$, $0 \leq n \leq N - 1$,

dengan N adalah banyak sampel pada masing-masing *frame*. Hasil *windowing* dinyatakan dengan persamaan :

$$x(n) = y(n)w(n), \quad 0 \leq n \leq N - 1 \quad (2.2)$$

dengan :

$y(n)$: sinyal input

$x(n)$: hasil proses *windowing*

Ada banyak fungsi *windowing*, namun yang paling sering digunakan dalam aplikasi pengenalan suara adalah *hamming windowing*. Fungsi *windowing* ini menghasilkan *sidelobe* level yang tidak terlalu tinggi (kurang lebih -43 dB), selain itu noise yang dihasilkan tidak terlalu besar. Fungsi *Hamming windowing* yang dinyatakan dalam persamaan :

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), \quad 0 \leq n \leq N - 1 \quad (2.3)$$

3. *Fast Fourier Transform*

Analisis *fourier* adalah sebuah metode yang memungkinkan untuk melakukan analisa terhadap *spectral properties* dari sinyal yang diinputkan. Representasi dari *spectral properties* sering disebut sebagai *spectrogram*. Dalam *spectrogram* terdapat hubungan yang sangat erat antara waktu dan frekuensi. Untuk dapat melihat perbedaan sinyal suara yang berbeda-beda maka harus dilihat dari domain frekuensi karena jika dilihat dari domain waktu sulit terlihat perbedaannya. Untuk itu dari sinyal suara yang berada pada domain waktu diubah ke domain frekuensi dengan *Fast Fourier Transform* (FFT).

Fast Fourier Transform adalah perhitungan cepat dari Transformasi Fourier Diskrit. Perhitungan FFT menggunakan sifat periodik dari Transformasi Fourier. Tujuan dari Transformasi Fourier adalah untuk mentransformasikan suatu fungsi dalam domain waktu ke fungsi yang lainnya dalam domain frekuensi. Dengan

demikian, besaran fungsi tidak lagi bergantung terhadap waktu, melainkan terhadap frekuensi.

Pandang Transformasi Fourier Diskrit berikut :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W^{nk} \quad (2.4)$$

dengan $k = 0, 1, \dots, N - 1$

Didefinisikan W sebagai bilangan kompleks

$$W = e^{-i2\pi/N}$$

sehingga

$$W^{nk} = e^{-i2\pi nk/N}$$

Dalam bilangan kompleks, berdasarkan persamaan Euler dinyatakan bahwa :

$$e^{ix} = \cos(x) + i \sin(x)$$

jika persamaan Euler disubstitusikan kedalam bilangan kompleks W^{nk} diperoleh :

$$W^{nk} = \cos\left(-\frac{2\pi kn}{N}\right) + i \sin\left(-\frac{2\pi kn}{N}\right)$$

sehingga Persamaan (2.4) menjadi :

$$\begin{aligned} X(k) &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \left(\cos\left(-\frac{2\pi kn}{N}\right) + i \sin\left(-\frac{2\pi kn}{N}\right) \right) \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \left(\cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) - i \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \right) \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) - i \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \end{aligned}$$

untuk $0 \leq k \leq N - 1$

$m \times m$ ($F_{m \times m}$, dengan $m = \left(\frac{1}{2}\right)N$) sehingga diperoleh

X_m genap dan X_m ganjil

- c. Merekonstruksi X_m genap dan X_m ganjil untuk mendapatkan X_n , dengan menggunakan formula yang telah diperoleh Cooley dan Tukey sebagai berikut [10] :

$$X_j = X_m \text{genap} + W_n^j X_m \text{ganjil}, \quad j = 0, \dots, m-1 \quad (2.5)$$

$$X_{j+m} = X_m \text{genap} - W_n^j X_m \text{ganjil}, \quad j = 0, \dots, m-1$$

4. Proses Trispektrum

Hasil dari proses FFT selanjutnya akan diproses dengan trispektrum sesuai dengan Persamaan (2.1). Nilai f_1 , f_2 dan f_3 yang digunakan dalam proses estimasi diperoleh dari tiga frekuensi terbesar hasil dari proses FFT. Hasil akhir dari proses estimasi trispektrum berupa besaran magnitude dan fase.

5. Magnitude dan Fase

Untuk sebuah besaran X yang mempunyai nilai kompleks, magnitude dari X , $M(X)$ dan fase dari X , $F(X)$ ditentukan dengan rumus sebagai berikut :

$$M(X) = \sqrt{\text{Re}(X)^2 + \text{Im}(X)^2} \quad (2.6)$$

$$F(X) = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}(X)}{\text{Re}(X)} \right)$$

2.4 K-Harmonic Means

K-Harmonic Means (KHM) merupakan metode yang diperkenalkan oleh Zhang, Hsu, dan Dayal pada tahun 1999 dari HP Laboratories Palo Alto yang dibuat untuk mengatasi permasalahan yang ada pada K-Means [9]. Tujuan dari algoritma ini adalah meminimalisasi rata-rata harmonik dari semua titik pada dataset ke seluruh pusat kluster. Nilai fungsi obyektif dari algoritma KHM dihasilkan dengan mencari total rata-rata harmonik dari seluruh titik data terhadap jarak antara masing-masing titik data ke seluruh titik pusat kluster yang ada

[9]. Hal ini berbeda dengan K-Means dimana fungsi obyektif diperoleh dari total jarak seluruh data ke titik pusat klasternya. Untuk sebuah himpunan data d , dengan anggota sebanyak K elemen $d = \{d_1, d_2, \dots, d_K\}$ maka rata-rata harmonik (juga disebut *harmonic means*) didefinisikan seperti Persamaan (2.7) sebagai berikut :

$$HA(\{d_i | i = 1, \dots, K\}) = \frac{K}{\sum_{i=1}^K \frac{1}{d_i}} \quad (2.7)$$

Dalam fungsi harmonik, jika terdapat satu anggota dalam d_1, d_2, \dots, d_K bernilai kecil maka nilai rata-rata harmoniknya juga bernilai kecil, tetapi jika tidak ada anggota yang bernilai kecil, maka rata-rata harmoniknya akan bernilai besar. Dengan demikian, fungsi tersebut memiliki perilaku yang mirip dengan fungsi minimum namun juga memberikan bobot pada semua nilai yang lain [10].

Pada metode K-Means (KM), penentuan suatu data ke dalam suatu klaster didasarkan pada jarak minimum ke suatu klaster, sedangkan pada KHM digunakan rata-rata harmoniknya. Fungsi obyektif pada K-Means adalah [9] :

$$KM(X, C) = \sum_{i=1}^N \text{MIN}\{\|x_i - c_j\|^2 | j = 1, \dots, K\} \quad (2.8)$$

dengan :

- C : himpunan titik pusat klaster dengan $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, K\}$
- X : himpunan data dengan $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$
- $\|x_i - c_j\|^2$: jarak dari data x_i ke titik pusat klaster c_j
- K : jumlah klaster
- N : jumlah data yang di klaster

Dengan mengganti fungsi $\text{MIN}(\)$ pada Persamaan (2.7) dengan fungsi $HA()$ diperoleh fungsi obyektif dari KHM sebagai berikut [9]:

$$\begin{aligned}
 KHM(X, C) &= \sum_{i=1}^N HA\{\|x_i - c_j\|^2 | j = 1, \dots, K\} \\
 &= \sum_{i=1}^N \frac{K}{\sum_{j=1}^K \frac{1}{\|x_i - c_j\|^2}} \quad (2.9)
 \end{aligned}$$

Zhang memperkenalkan sebuah parameter p yang merupakan pemangkatan berasosiasi dengan pengukuran jarak antara data dan titik pusat kluster. Parameter p ini digunakan untuk mengganti *square* pada Persamaan (2.8), sehingga performansi dari KHM menjadi :

$$KHM(X, C) = \sum_{i=1}^N \frac{K}{\sum_{j=1}^K \frac{1}{\|x_i - c_j\|^p}} \quad (2.10)$$

KHM bekerja lebih baik dengan menggunakan $p > 2$ [9].

Rata-rata harmonik sangat sensitif dengan keadaan dimana terdapat dua atau lebih titik pusat yang saling berdekatan. Metode ini secara natural menempatkan satu atau lebih titik pusat ke area titik data yang jauh dari titik-titik pusat yang ada sebelumnya. Hal ini akan membuat fungsi obyektif akan semakin kecil [10].

Pada K-Means diasumsikan tiap titik data mempunyai bobot yang sama sedangkan pada KHM tiap titik data diberi bobot yang dinamis berdasarkan suatu rata-rata harmoniknya. Rata-rata harmonik akan memberikan bobot yang besar pada titik data yang jauh dari semua titik pusat dan memberikan bobot yang kecil pada titik data yang dekat dengan satu/lebih titik pusat kluster. Prinsip ini sangat penting dalam KHM untuk menghindari terbentuknya *dense area* yang berisi banyak titik pusat. Hal ini dapat mengurangi sensitifitas terhadap inisialisasi titik pusat kluster awal yang terjadi pada K-Means [10].

Adapun langkah-langkah Metode KHM adalah sebagai berikut [11].

1. Inisialisasi posisi titik pusat kluster awal secara acak
2. Hitung nilai fungsi obyektif dengan Persamaan(2.10), dengan p adalah input parameter dan nilai $p > 2$
3. Untuk setiap data x_i , hitung nilai keanggotaan $m(c_j|x_i)$ untuk setiap titik pusat kluster c_j berdasarkan Persamaan(2.11)

$$m(c_j|x_i) = \frac{\|x_i - c_j\|^{-p-2}}{\sum_{j=1}^K \|x_i - c_j\|^{-p-2}} \quad (2.11)$$

4. Untuk setiap data x_i , hitung nilai bobot $w(x_i)$ berdasarkan Persamaan(2.12)

$$w(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^K \|x_i - c_j\|^{-p-2}}{(\sum_{j=1}^K \|x_i - c_j\|^{-p})^2} \quad (2.12)$$

5. Untuk setiap titik pusat x_i , ulang kembali perhitungan untuk posisi titik pusat kluster dari semua data berdasarkan nilai keanggotaan dan bobot yang dimiliki tiap data. Sesuai dengan Persamaan(2.13)

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N m(c_j|x_i)w(x_i)x_i}{\sum_{i=1}^N m(c_j|x_i)w(x_i)} \quad (2.13)$$

6. Ulangi langkah 2-5 hingga mendapatkan nilai fungsi tujuan yang tidak terdapat perubahan secara signifikan
7. Tetapkan keanggotaan data x_i pada suatu kluster dengan titik pusat kluster c_j sesuai dengan nilai keanggotaan x_i terhadap c_j .

dengan :

- C : himpunan titik pusat kluster dengan $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, K\}$
- X : himpunan data dengan $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$
- $m(c_j|x_i)$: fungsi keanggotaan yang mendefinisikan proporsi dari data point x_i milik pusat c_j
- $w(x_i)$: fungsi bobot yang mendefinisikan seberapa besar pengaruh data point x_i pada proses komputasi

ulang parameter titik pusat kluster pada iterasi selanjutnya.

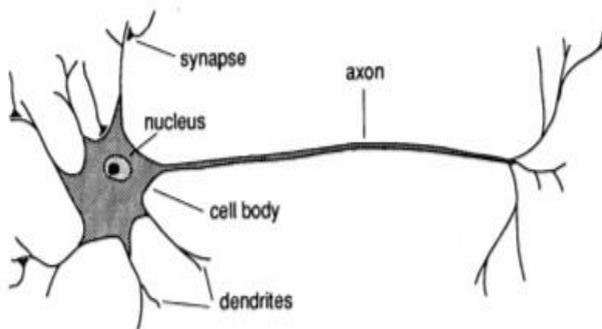
- K : jumlah titik pusat kluster
 N : jumlah data yang di kluster
 p : parameter dengan $p > 2$

2.5 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu sistem pengolahan informasi yang memiliki karakteristik performansi sebagaimana jaringan syaraf pada makhluk hidup. Sistem JST disusun dengan menggunakan model matematis dari jaringan biologi manusia. Salah satu pengambilan ide dari jaringan syaraf biologis adalah adanya elemen-elemen pemrosesan pada jaringan syaraf tiruan yang saling terhubung dan beroperasi secara paralel. Jaringan syaraf biologis yang ditunjukkan pada Gambar 2.2 merupakan kumpulan dari sel-sel syaraf (*neuron*) yang mempunyai tugas mengolah informasi.

Komponen-komponen utama dari sebuah *neuron* adalah :

- Dendrit yang bertugas untuk menerima informasi
- Badan sel (*soma*) berfungsi sebagai tempat pengolahan informasi
- Akson (*neurit*) berfungsi mengirimkan impuls-impuls ke sel syaraf lainnya.



Gambar 2.2 Jaringan Syaraf Biologis

Seperti halnya otak manusia, JST memiliki kemampuan belajar, beradaptasi terhadap perubahan informasi yang diterima, serta belajar dari karakteristik sinyal masukan. JST dapat mensintesis sebuah memori asosiatif yang dapat menghasilkan sebuah keluaran yang sesuai saat diberi sinyal masukan dan menggeneralisasi saat diberi sinyal masukan yang baru [12].

JST telah dikembangkan dengan menggunakan model matematis untuk menirukan cara kerja jaringan syaraf biologis, dengan berdasarkan asumsi-asumsi :

- Pengolah informasi terdiri dari elemen-elemen sederhana yang disebut *neuron*
- Sinyal dilewatkan dari satu *neuron* ke *neuron* yang lain melalui suatu hubungan tertentu
- Tiap hubungan mempunyai ukuran tersendiri yang disebut bobot
- Tiap *neuron* mempergunakan fungsi aktivasi terhadap masukan yang diterimanya untuk menentukan sinyal keluaran.

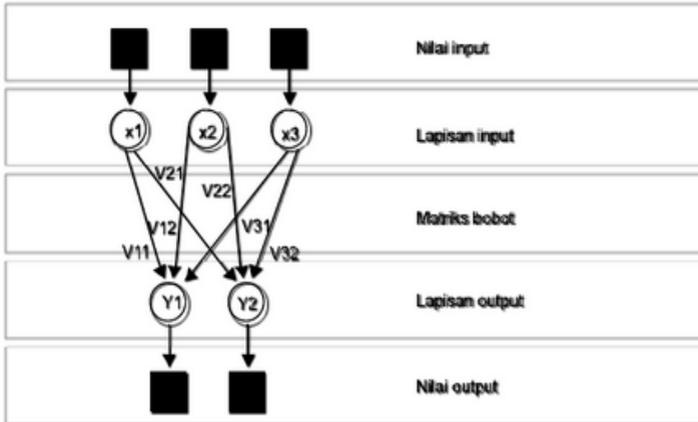
2.5.1 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Struktur JST mengacu pada struktur jaringan biologi khususnya jaringan syaraf manusia. Seperti jaringan syaraf manusia, JST juga terdiri dari neuron dan keterhubungan antar neuron-neuron. Pada JST istilah untuk menggantikan hubungan tersebut adalah bobot. Informasi berupa sinyal listrik disimulasikan sebagai harga spesifik pada bobot. Dengan cara mengubah-ubah harga bobot artinya kita juga mengubah-ubah struktur hubungan antar neuron.

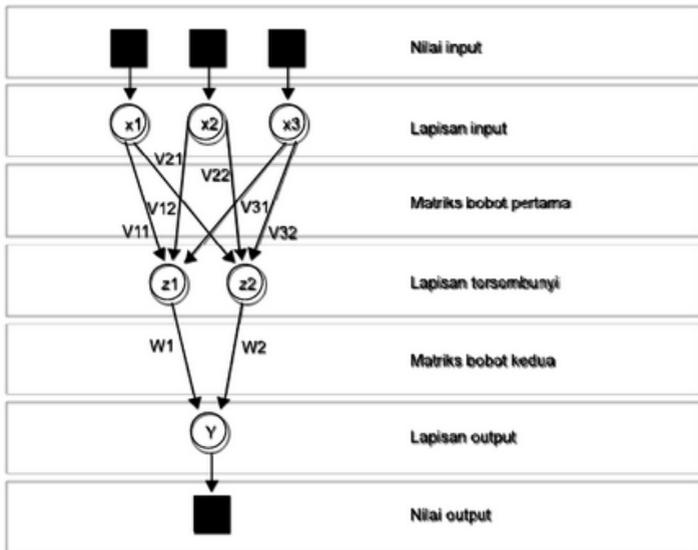
Semua arsitektur jaringan syaraf tiruan mempunyai struktur yang sama yaitu, satu lapisan masukan (*input layer*), satu lapisan keluaran (*output layer*), dan nol atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Berdasarkan jumlah lapisannya, jaringan syaraf tiruan dibedakan menjadi beberapa jenis antara lain : jaringan lapis tunggal (*single layer net*) dan jaringan lapis banyak/jamak

(*multi layer net*). Berikut merupakan contoh dari jaringan lapis tunggal dan jaringan lapis banyak :



Gambar 2.3 Jaringan Lapis Tunggal



Gambar 2.4 Jaringan Lapis Jamak

2.5.2 Proses Pelatihan atau Pembelajaran

Target utama dari proses pembelajaran adalah untuk menentukan nilai bobot yang diperoleh berdasarkan masukan yang diberikan. Pada saat pembelajaran diberikan data masukan yang berbeda, maka nilai bobot akan berubah secara dinamis hingga mencapai suatu nilai yang cukup seimbang. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa tiap-tiap masukan telah berhubungan dengan *neuron* keluaran, sesuai yang diharapkan.

Proses pembelajaran dalam jaringan syaraf tiruan terdapat 2 kategori yaitu :

1. Pembelajaran Terawasi (*supervised learning*)

Metode pembelajaran dalam jaringan syaraf tiruan dikatakan terawasi, jika keluaran yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran, satu pola masukan akan diberikan pada satu *neuron* lapisan masukan. Pola ini dirambatkan di sepanjang jaringan syaraf tiruan hingga sampai ke *neuron* pada lapisan keluaran. Lapisan keluaran ini akan membangkitkan pola keluaran yang nantinya akan dicocokkan dengan pola keluaran targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola keluaran hasil pembelajaran dengan pola target, maka disini akan muncu *error*. Apabila nilai ini masih cukup besar, maka mengindikasikan bahwa masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi.

2. Pembelajaran Tak Terawasi (*unsupervised learning*)

Pada metode pembelajaran tak terawasi ini tidak memerlukan target keluaran. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan seperti hasil apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu *range* tertentu tergantung dari nilai masukan yang diberikan.

2.5.3 *Learning Vector Quantization*

Learning Vector Quantization merupakan metode pembelajaran dalam jaringan syaraf tiruan yang terawasi. Motivasi untuk sebuah algoritma yang diterapkan pada

jaringan syaraf LVQ adalah untuk menentukan unit *output* yang terdekat dengan vektor *input*. Hal tersebut akan berakhir, jika x dan w berada dalam kelas yang sama, maka bobot dipindahkan ke vektor *input* yang baru dan jika x dan w berada pada kelas yang berbeda, maka bobot akan dipindahkan dari vektor *input*.

Algoritma dari pembelajaran LVQ secara umum adalah sebagai berikut [13]:

```

Step 0: Inisialisasi vektor referensi
        Inisialisasi learning rate alpha, pengurangan
        nilai alfa decalpha
Step 1: bila kondisi STOP belum terpenuhi,
        kerjakan Step 2-6
Step 2: Untuk setiap vektor training  $x$ , kerjakan
        Step 3-4
Step 3: Dapatkan  $j$  sedemikian hingga  $\|x-w_j\|$ 
        minimum
Step 4: Update  $w_j$  sebagai berikut:
        Jika  $T=C_j$  maka
             $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$ 
        Jika  $T \neq C_j$  maka
             $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$ 
Step 5: Reduksi learning rate(alpha)
         $\alpha = \alpha - \text{decalpha} * \alpha$ ;
Step 6: Tes kondisi STOP
        - dengan membatasi jumlah iterasi
        - setelah alpha mencapai nilai toleransi

```

dengan :

x : vektor pelatihan (x_1, x_2, \dots, x_n)
 T : kategori atau kelas yang benar untuk vektor pelatihan
 w_j : vektor bobot untuk unit *output* j , $(w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj})$
 $\|x - w_j\|$: jarak *Euclidean* antara vektor input (vektor bobot) dan unit output ke j

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang tahap-tahap pengerjaan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Tahapan ini dibuat agar Tugas Akhir ini dapat dirancang sistematis dan diatur dengan sebaik-baiknya.

3.1 Diagram Metodologi

Gambaran tahap-tahap dalam penelitian pada Tugas Akhir ini disajikan sebagai diagram alir pada Gambar 3.1.

3.2 Studi Literatur

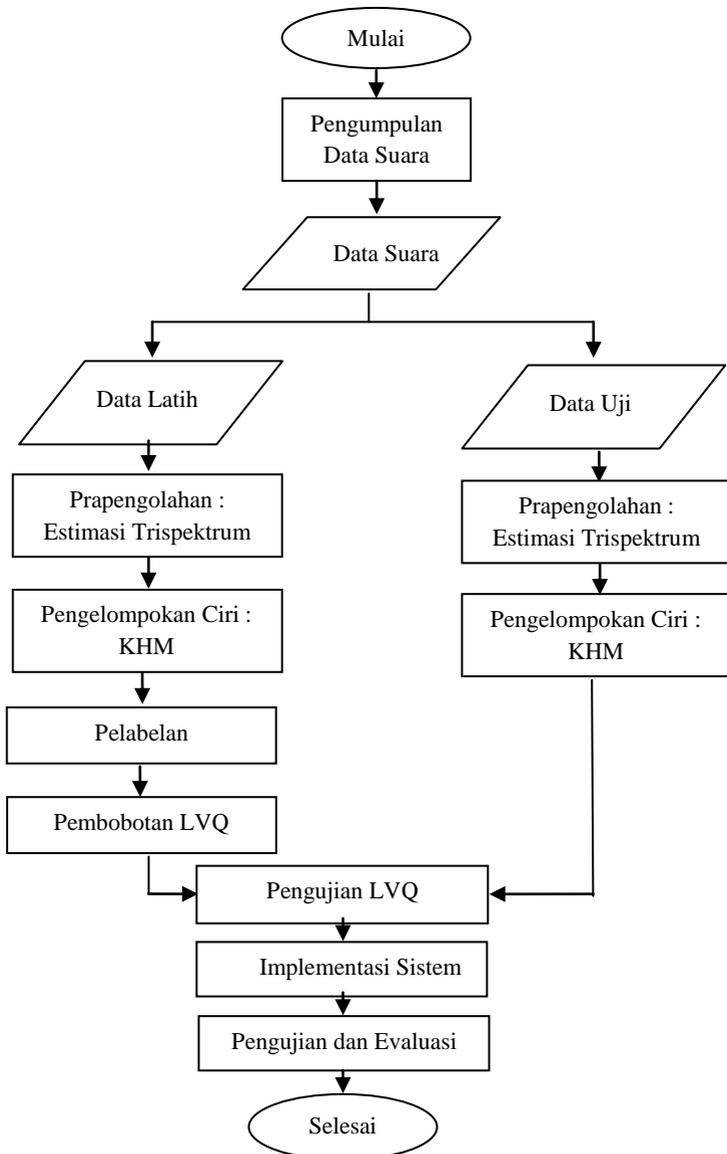
Merupakan tahap untuk mengidentifikasi permasalahan dan mencari referensi yang menunjang penelitian. Referensi yang dipakai adalah buku-buku literatur, jurnal ilmiah, tugas akhir atau thesis yang berkaitan dengan permasalahan, maupun artikel dari internet.

3.3 Pengumpulan Data Suara

Pengumpulan data merupakan tahap untuk mengumpulkan data yang diperlukan dalam penelitian. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer berupa suara individu yang direkam menggunakan *software* GoldWave dan dengan bantuan alat *headphone*.

3.4 Data Suara

Data sinyal suara diperoleh dari hasil perekaman oleh 30 individu dengan mengucapkan 10 kata berbeda. Pada Tugas Akhir ini perekaman suara menggunakan *sampling rate* sebesar 48000Hz dan menggunakan format berkas audio **wav*. Dengan durasi perekaman untuk setiap kata sekitar 1 sampai 2 detik.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

3.5 Data Latih dan Data Uji

Data sinyal suara individu yang telah dikumpulkan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji.

3.6 Prapengolahan Data

Pada tahap ini akan dilakukan proses pengolahan terhadap data sinyal suara yang bertujuan untuk mendapatkan data magnitude dan fase sinyal suara. Secara garis besar terdapat empat tahapan yang dilakukan dalam prapengolahan data sinyal suara yaitu *frame blocking*, *windowing*, FFT dan Estimasi Trispektrum.

3.7 Pengelompokan Ciri

Pengelompokan ciri merupakan proses untuk menentukan suatu nilai atau vektor yang digunakan sebagai penciri suatu objek. Dalam Tugas Akhir ini pengelompokan ciri sinyal suara menggunakan metode KHM.

3.8 Klasifikasi Data

Data sinyal suara individu yang telah diperoleh vektor pencirinya melalui proses KHM akan diklasifikasikan menggunakan LVQ. Secara garis besar pengenalan suara individu menggunakan LVQ memiliki dua bagian utama, yaitu tahapan pembelajaran pola (*training*) dan tahapan pengenalan pola / pengukuran kemiripan (*testing*). Data hasil dari proses *training* akan dikumpulkan dan disimpan sebagai bobot yang nantinya dapat digunakan untuk proses *testing*, sehingga suara individu tersebut dapat dikenali.

3.9 Implementasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan pembuatan *interface* sistem dan mengintegrasikannya menjadi sebuah sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan menggunakan *software* MATLAB. *Input* sistem berupa data sinyal suara individu. *Output* sistem berupa label nama individu dari hasil pengenalan.

3.10 Pengujian dan Evaluasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan simulasi dengan menggunakan data yang telah diperoleh dan menguji *output* dari sistem apakah sudah sesuai dengan yang diharapkan. Dalam proses pengujian terdapat dua tahap yaitu tahap *training* diperlukan *input* data sinyal suara dan label nama pemilik suara untuk memperoleh bobot. Kemudian dilakukan tahap *testing* menggunakan bobot yang diperoleh pada tahap *training* dengan *input* berupa data sinyal suara dan akan memberikan *output* berupa nama dari pemilik suara. Hasil keluaran tersebut kemudian dianalisis dengan perhitungan tingkat akurasi sebagai berikut :

$$AC = \frac{n}{N} \times 100\% \quad (3.1)$$

dengan :

AC : persentase akurasi

n : jumlah data benar atau dikenali

N : jumlah data sinyal suara

BAB IV

PERANCANGAN SISTEM

Bab ini menjelaskan rancangan desain sistem yang digunakan sebagai acuan untuk implementasi sistem. Desain sistem menggambarkan proses rancang bangun secara terperinci dari awal tahap pengumpulan data hingga proses konstruksi sistem menggunakan metode Estimasi Trispektrum, *K-Harmonic Means* dan *Learning Vector Quantization*.

4.1 Pengumpulan Dataset

Data sinyal suara yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari hasil perekaman oleh 30 individu dengan mengucapkan 10 kata berbeda. Data sinyal suara tersebut direkam dengan bantuan *software Goldwave* dan disimpan dalam format *.wav yang dapat dibaca dan diproses oleh perangkat lunak yang akan dibuat dalam penelitian ini.

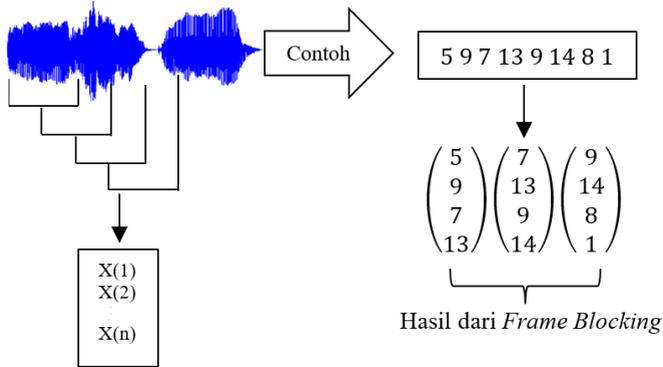
4.2 Prapengolahan Data

Agar dapat dilakukan proses pengenalan suara, maka data sinyal suara yang telah dikumpulkan harus melalui tahap prapengolahan terlebih dahulu. Serangkaian prapengolahan yang dilakukan pada Penelitian ini meliputi proses *Frame Blocking*, *Windowing*, FFT dan Estimasi Trispektrum.

4.2.1 Frame Blocking

Data sinyal suara yang telah dikumpulkan selanjutnya dilakukan proses *frame blocking* yang merupakan proses pembagian sinyal menjadi beberapa *frame* yang lebih kecil dinamakan *chunk* (potongan). Tujuan dari *frame blocking* ini adalah untuk mempermudah perhitungan dan analisa sinyal suara karena jika data sinyal suara yang didapatkan langsung diolah, maka akan memerlukan waktu komputasi yang relatif lama. Ukuran *chunk* yang digunakan adalah 128, 256 dan 512 karena proses FFT jumlah sampel yang diperlukan harus 2^p .

Pada Tugas Akhir ini ukuran *chunk* yang digunakan adalah 128. Gambar 4.1 adalah ilustrasi dari proses *frame blocking*.



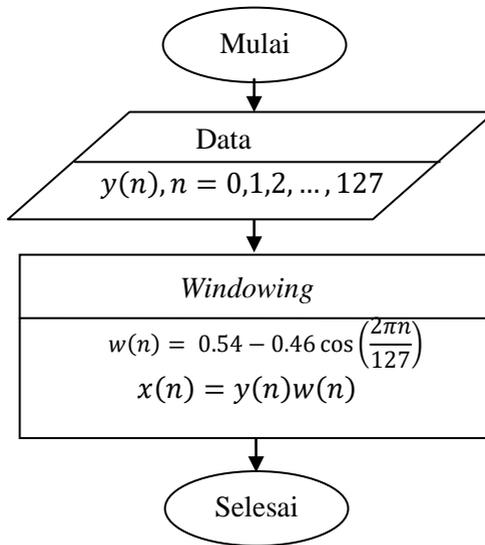
Gambar 4.1 Ilustrasi Proses *Frame Blocking*

Pada gambar ilustrasi tersebut diberikan sinyal suara [5 9 7 13 9 14 8 1]. Selanjutnya sinyal suara tersebut diproses menggunakan *frame blocking* dengan *overlapping* 50%. Hasil dari proses ini menghasilkan 3 *chunk* dengan tumpang tindih sebanyak 2 sinyal suara yang merupakan akibat dari *overlapping*. *Chunk* dari sinyal suara tersebut yaitu: [5 9 7 13], [7 13 9 14] dan [9 14 8 1].

4.2.2 *Windowing*

Setelah dilakukan proses *frame blocking*, maka setiap data sinyal suara pada masing-masing *chunk* dilakukan proses *windowing* menggunakan *Hamming Window*. Proses ini bertujuan memperhalus masing-masing *chunk* untuk meminimalkan sinyal yang tidak kontinu pada awal dan akhir masing-masing *chunk*. Proses *windowing* dilakukan dengan mengalikan sampel $y(n)$ dengan *window* $w(n)$ pada Persamaan (2.3).

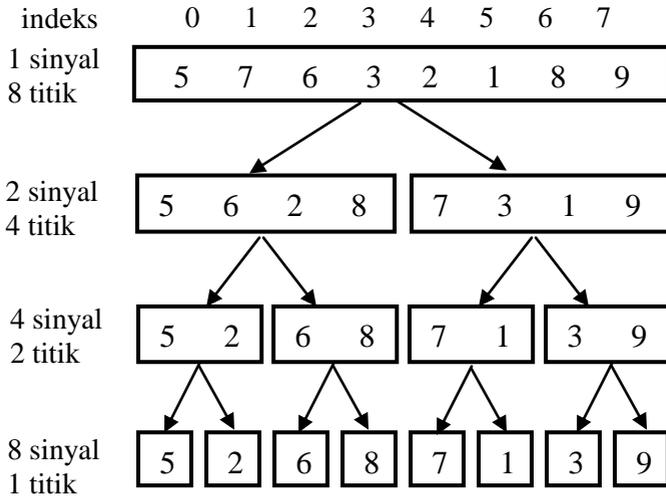
Gambar 4.2 merupakan diagram alir proses *windowing* yaitu sebagai berikut :



Gambar 4.2 Diagram Alir Proses *Windowing*

4.2.3 *Fast Fourier Transform*

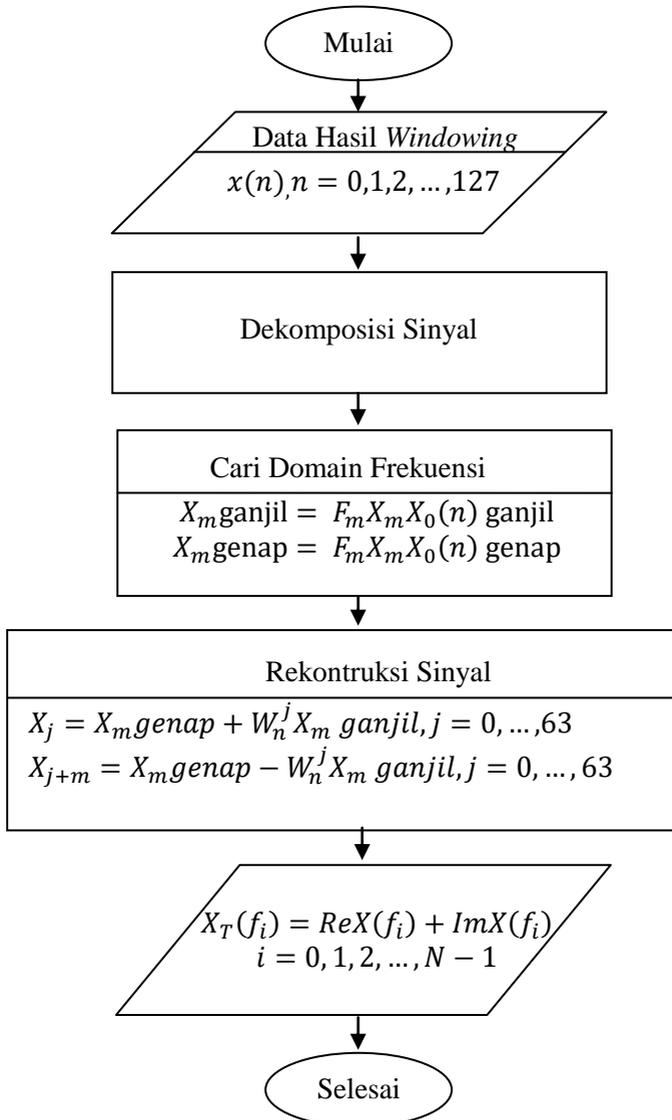
Proses selanjutnya adalah FFT yang digunakan untuk mengubah setiap *chunk* yang telah dihasilkan dari proses sebelumnya dari domain waktu menjadi domain frekuensi. Langkah pertama dari proses FFT dilakukan dengan mendekomposisi sinyal suara berdomain waktu yang memiliki n titik sampel. Hasil dekomposisinya berupa sinyal suara sebanyak n , masing-masing sinyal suara memiliki satu titik sampel. Diperlukan $\log_2 n$ untuk proses dekomposisi sinyal ini. Misalkan untuk sinyal dengan $128 = 2^7$ titik sampel memerlukan 7 tahap, sinyal dengan $256 = 2^8$ titik sampel memerlukan 8 tahap dan untuk sinyal $512 = 2^9$ titik sampel memerlukan 9 tahap dekomposisi pada domain waktu yang digunakan pada FFT. Gambar 4.3 merupakan ilustrasi proses dekomposisi oleh FFT yang merupakan proses memisahkan indeks genap dan indeks ganjil. Untuk setiap tahap indeks dimulai dari 0.



Gambar 4.3 Ilustrasi Proses Dekomposisi FFT

Setelah memperoleh hasil dekomposisi dari sinyal suara maka langkah kedua pada proses FFT adalah mencari domain frekuensi untuk setiap sinyal. Domain frekuensi sinyal diperoleh dengan cara mengalikan sinyal (berupa matriks x) dengan matriks *fourier* F , sehingga diperoleh matriks X_m ganjil dan X_m genap yang masing-masing memiliki elemen sebanyak m ($m = 64$). Kemudian dilanjutkan dengan langkah ketiga, yaitu merekonstruksi X_m ganjil dan X_m genap menjadi X_n dengan menggunakan Persamaan (2.5).

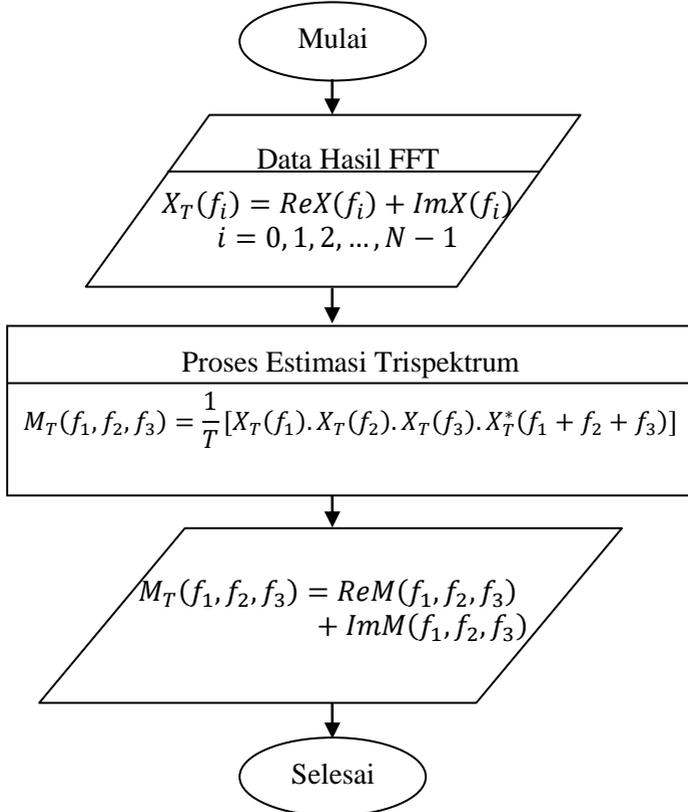
Gambar 4.4 merupakan diagram alir proses FFT yaitu sebagai berikut :



Gambar 4.4 Diagram Alir Proses FFT

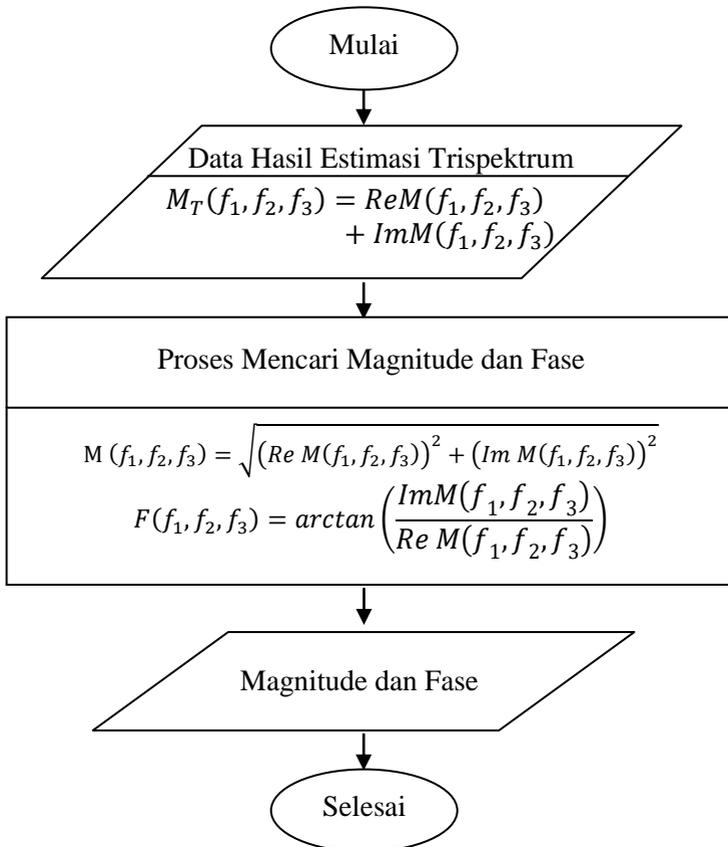
4.2.4 Estimasi Trispektrum

Setiap *chunk* yang telah dilakukan proses dengan FFT, selanjutnya dilakukan proses dengan estimasi trispektrum. Gambar 4.5 merupakan diagram alir proses estimasi trispektrum.



Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Estimasi Trispektrum

Hasil akhir dari proses estimasi trispektrum akan dirata-rata untuk dicari nilai dari magnitudo dan fase yang disimpan dalam *file* terpisah berformat (*.xlsx). Diagram alir untuk mencari magnitudo dan fase dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Diagram Alir Mencari Magnitude dan Fase

Nilai magnitude format keluaran dari hasil estimasi trispektrum yang digunakan dalam penelitian ini adalah (M, f_1, f_2, f_3) .

4.3 Pengelompokan Ciri

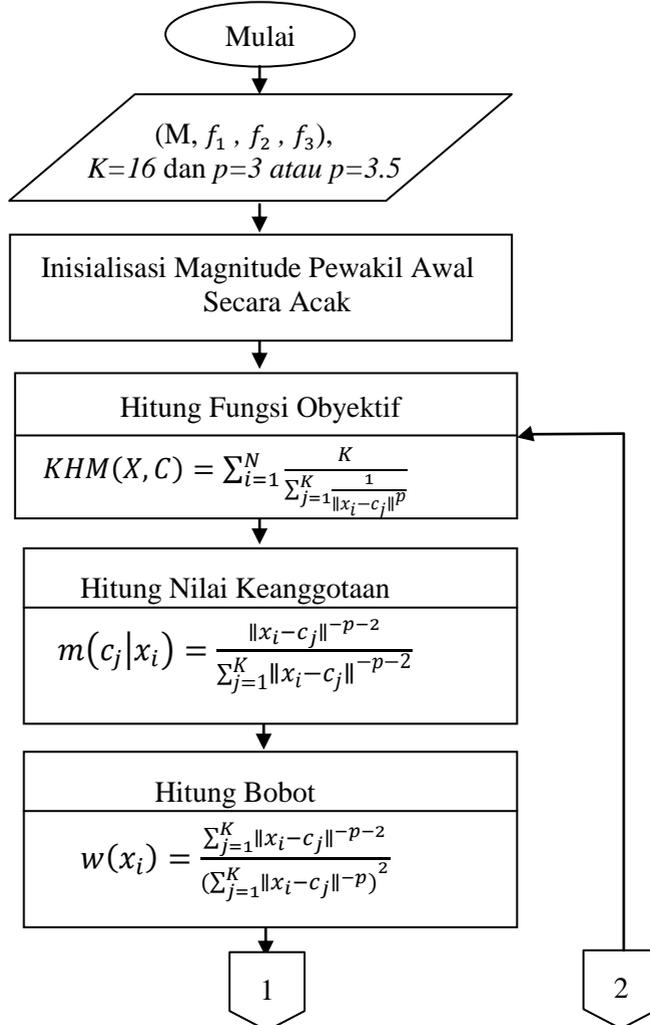
Pada tahap prapengolahan data dengan menggunakan estimasi trispektrum telah dihasilkan *output* berupa magnitude dan fase. Karena perbedaan nilai yang cukup jauh antara magnitude dan fase tidak memungkinkan jika nilai magnitude

dan fase digabung untuk kemudian diproses bersama-sama [1]. Oleh karena itu, pada penelitian ini hanya mengambil nilai magnitudo hasil estimasi trispektrum yang akan dijadikan *input* pada proses pengelompokan ciri menggunakan metode KHM. *Output* magnitudo hasil estimasi trispektrum berupa vektor empat dimensi yang terdiri dari (M, f_1, f_2, f_3) . Metode KHM diaplikasikan untuk mencari magnitudo perwakilan dari masing-masing data sinyal suara yang telah diestimasi. *Output* dari proses pengelompokan ciri menggunakan metode KHM berupa magnitudo perwakilan sesuai dengan banyaknya elemen perwakilan yang telah ditentukan.

Misalkan $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, K\}$ adalah kumpulan titik pusat magnitudo perwakilan dan $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ adalah kumpulan N vektor data hasil estimasi yang akan dikelompokkan dalam K perwakilan. KHM merupakan salah satu algoritma *clustering* berbasis terpusat yang menggunakan rata-rata harmonik terhadap jarak dari tiap titik data x_i ke titik pusat perwakilan c_j . Nilai fungsi obyektif dari KHM dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.10) dengan K adalah jumlah magnitudo perwakilan, p adalah parameter yang menggantikan *square* pada K-Means. KHM menggunakan fungsi nilai keanggotaan $m(c_j | x_i)$ pada Persamaan (2.11) yang mendefinisikan proporsi titik data x_i yang termasuk dalam titik pusat perwakilan c_j . Pada teknik ini, titik pusat dipengaruhi oleh fungsi bobot $w(x_i)$ pada Persamaan (2.12) yang dapat meningkatkan solusi perwakilan yang lebih baik. KHM dimulai dengan inisialisasi pusat magnitudo perwakilan secara acak dan berakhir dengan menentukan setiap titik data x_i ke c_j berdasarkan nilai keanggotaan terbesar.

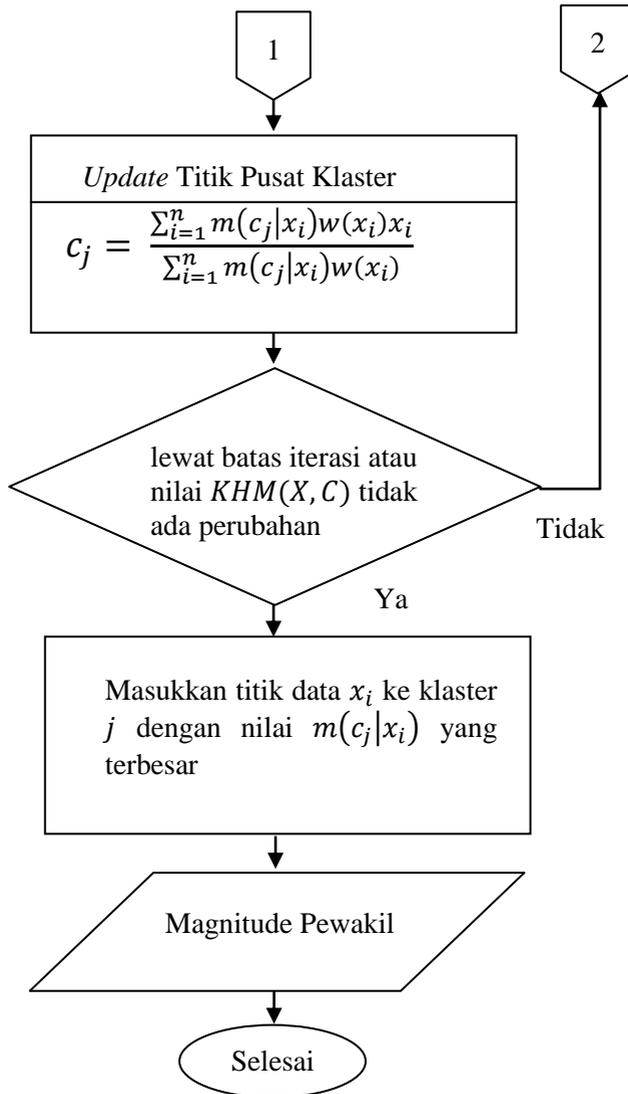
Metode KHM pada Tugas Akhir ini diterapkan dengan menggunakan parameter $p = 3$ atau $p = 3.5$, sebagai nilai parameter terbaik untuk nilai fungsi obyektif KHM yang ditemukan oleh Zhang [14] dan menggunakan $K = 16$ yang merepresentasikan banyak magnitudo perwakilan setiap data

sinyal suara. Proses perhitungan nilai dari magnitudo perwakilan akan berhenti jika nilai dari fungsi obyektif sudah konvergen atau iterasi sudah mencapai maksimum iterasi. Gambar 4.7 menunjukkan diagram alir proses pengelompokan ciri sinyal suara menggunakan KHM bagian 1



Gambar 4.7 Diagram Alir KHM Bagian 1

Gambar 4.8 adalah diagram alir proses pengelompokan ciri sinyal suara menggunakan KHM bagian 2.



Gambar 4.8 Diagram Alir KHM Bagian 2

4.4 Klasifikasi Data

Dalam proses klasifikasi menggunakan LVQ, berjalannya sistem secara umum terbagi menjadi dua tahap yaitu proses *training* dan *testing*. Pada proses *training* memerlukan input berupa data perwakilan magnitude dari sinyal suarayang telah melalui tahap pengelompokan ciri sinyal suara. Dan data tersebut akan diberi label sesuai dengan nama individu pemilik suara. *Output* dari proses *training* ini adalah bobot akhir dari setiap individu pemilik suara. Bobot yang dihasilkan dari proses *training* selanjutnya akan dipakai untuk proses *testing*. Sedangkan pada proses *testing* ini memerlukan *input* berupadata sinyal suara dan memberikan *output* berupa hasil pengenalan nama individu pemilik suara tersebut. Berikut penjabaran proses berjalannya sistem pada tiap tahap :

4.4.1 Proses *Training*

Proses *training* memerlukan *input* berupa data perwakilan magnitude dari sinyal suara dan label dari nama individu pemilik suara yang masing-masing akan mewakili matriks *input* x dan matriks target t . Data magnitude perwakilan diperoleh dari proses pengelompokan ciri sinyal suara yang sebelumnya data sinyal suara tersebut telah melalui tahap prapengolahan. Data magnitude perwakilan yang diperoleh dari proses pengelompokan ciri berukuran 16×4 . Data magnitude tersebut akan menjadi elemen input x yang terdiri dari 64 elemen yang diperoleh dari nilai setiap magnitude hasil pengelompokan ciri sinyal suara. Sedangkan Label nama individu pemilik suara akan dirubah menjadi matriks t yang terdiri dari 1 elemen. Representasi label nama individu dalam matriks t dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Representasi Label Nama

No	Label Nama Individu Pemilik Suara	Representasi dalam Matriks t
1	Afifah	1
2	Airin	2

3	Ayu	3
4	Aza	4
5	Candra	5
⋮	⋮	⋮
30	Vicky	30

Berikut adalah contoh proses *training* dengan LVQ :

Misal akan dilakukan proses *training* untuk pengenalan 2 individu berbeda yaitu A dan B. Arsitektur LVQ yang digunakan terdiri dari 4 node pada *input layer*, dan 2 node pada *output layer* sehingga diperoleh

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}), t_i = (t_1)$$

Misal diberikan data *training* sebagai berikut :

No	Mangnitude Perwakilan Hasil Pengelompokan Ciri	Pengenalan Individu Berbasis Suara Ucapan	
		Label Nama Individu	Representasi dalam Matriks t
1	$x_1 = (4.5, 4, 3.8, 1)$	A	1
2	$x_2 = (3.1, 1, 0, 3.9)$	A	1
3	$x_3 = (5.4, 3, 1.2, 5)$	B	2
4	$x_4 = (4, 6.5, 3.2, 5)$	B	2

Dari data *training* ini didapatkan matriks input :

$$x_1 = (4.5, 4, 3.8, 1)$$

$$x_2 = (3.1, 1, 0, 3.9)$$

$$x_3 = (5.4, 3, 1.2, 5)$$

$$x_4 = (4, 6.5, 3.2, 5)$$

dan matriks target $t_1 = [1]$ dan $t_2 = [2]$.

Dua vektor pertama digunakan untuk inisialisasi dua vektor referensi. Kemudian, *unit output* pertama merepresentasikan target 1, yang kedua target 2 (secara simbolik, $C_1 = 1$ dan $C_2 = 2$). Tersisa vektor $(3.1, 1, 0, 3.9)$ dan $(5.4, 3, 1.2, 5)$ sebagai vektor *training*. Akan ditunjukkan

perhitungan dari algoritma LVQ hanya satu iterasi yaitu sebagai berikut :

Step 0. Inisialisasi bobot

$$w_1 = (4.5, 4, 3.8, 1)$$

$$w_2 = (4, 6.5, 3.2, 5)$$

Inisialisasi *learning rate* : $\alpha=0.1$

Step 1. Mulai iterasi

Step 2. Untuk *input* vektor $x = (3.1, 1, 0, 3.9)$ dengan $t = 1$, lakukan langkah 3-4

Step 3. $J = 2$, karena $\|x - w_1\|$ minimum

Step 4. Karena $t = 1$ dan $C_J = 1$, *update*

w_2 sebagai berikut :

$$w_1 = (4.5, 4, 3.8, 1) +$$

$$0.1[(3.1, 1, 0, 3.9) - (4.5, 4, 3.8, 1)]$$

$$w_1 = (4.64, 4.3, 4.8, 0.71)$$

Step 2. Untuk *input* vektor $x = (5.4, 3, 1.2, 5)$ dengan $t = 2$, lakukan langkah 3-4

Step 3. $J = 1$, karena $\|x - w_2\|$ minimum

Step 4. Karena $t = 2$ dan $C_J = 2$, *update*

w_2 sebagai berikut :

$$w_2 = (4, 6.5, 3.2, 5) +$$

$$0.1[(5.4, 3, 1.2, 5) - (4, 6.5, 3.2, 5)]$$

$$w_2 = (4.14, 6.15, 2.98, 5)$$

Step 5. Iterasi pertama selesai

Reduksi *learning rate*

Step 6. Cek kondisi berhenti.

Hasil dari proses *training* berupa nilai bobot akhir yang digunakan untuk proses *testing* atau pengujian.

4.4.2 Proses *Testing*

Proses *testing* merupakan proses pengujian terhadap data-data sinyal suara yang sudah di *training* maupun data sinyal suara yang belum melalui proses *training*. Pada sistem pengujian LQV ini, bobot akhir dari proses *training* digunakan sebagai penentu hasil karena dalam algoritma LVQ jarak terdekat dari *input* data sinyal suara dengan bobot akhir adalah

hasil dari pengenalan. Dengan demikian proses *testing* membutuhkan *input* berupa data sinyal suara dan menghasilkan *output* berupa hasil pengenalan individu. Sebelum dilakukan pengenalan oleh LVQ, sinyal suara *input* akan melalui tahap prapengolahan sehingga akan dihasilkan magnitude yang berukuran besar. Oleh sebab itu pada proses *testing* juga membutuhkan proses pengelompokan ciri sinyal suara.

Berikut merupakan contoh perhitungan proses *testing*. Hasil pengenalan individu berbasis suara ucapan akan ditentukan dari Tabel 4.1 dengan melihat label nama individu yang bersesuaian dengan indeks hasil. Berikut adalah contoh proses *testing* atau pengenalan individu berbasis suara ucapan dengan LVQ.

Misal diberikan vektor hasil pengelompokan ciri yaitu : $x_1 = (3.5, 1.7, 1, 4)$. Dengan menggunakan bobot yang telah didapatkan pada contoh proses *training*, maka dapat dihitung jarak terdekat antara input pada *testing* dan bobot akhir :

$$w_1 = (4.64, 4.3, 4.8, 0.71)$$

$$w_2 = (4.14, 6.15, 2.98, 5)$$

$$\begin{aligned} \|x - w_1\| &= ((3.5 - 4.64)^2 + (1.7 - 4.3)^2 + (1 - 4.8)^2 \\ &\quad + (4 - 0.71)^2)^{1/2} \\ &= (1.3 + 2.76 + 14.44 + 10.82)^{1/2} \\ &= 5.41 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \|x - w_2\| &= ((3.5 - 4.14)^2 + (1.7 - 6.15)^2 + (1 - 2.98)^2 \\ &\quad + (4 - 5)^2)^{1/2} \\ &= (0.41 + 19.80 + 3.92 + 1)^{1/2} = 5.01 \end{aligned}$$

Karena $\|x - w_2\| < \|x - w_1\|$, maka jarak terdekat vektor x_1 adalah dengan w_2 sehingga dapat disimpulkan bahwa x_1 termasuk dalam kelas $t=2$. Berdasarkan pada Tabel 4.2, vektor x_1 merupakan representasi dari label nama objek B sehingga sinyal suara x_1 dikenali sebagai individu B.

4.5 Pengujian dan Evaluasi Sistem

Pada pengujian sistem terdapat dua tahap yaitu tahap *training* dan tahap *testing*. Hasil keluaran dari proses *testing* tersebut kemudian dianalisis sesuai dengan Persamaan (3.1). Parameter yang digunakan untuk pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Parameter Pengujian

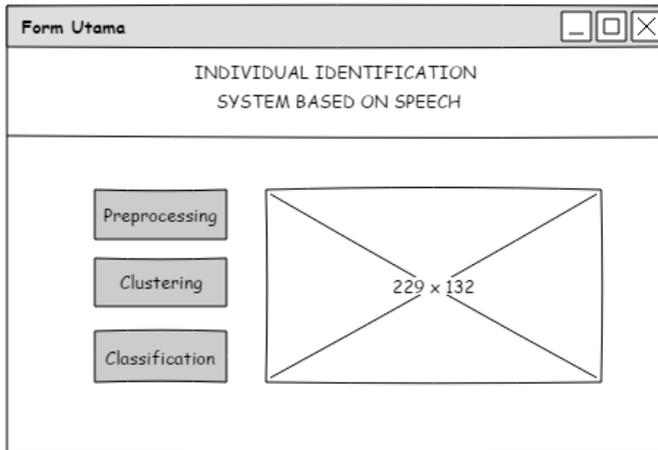
No	Parameter	Keterangan
1	<i>Chunk</i>	<i>Chunk</i> adalah jumlah sampel yang digunakan untuk membatasi ukuran <i>frame</i> pada proses <i>frame blocking</i> . <i>Chunk</i> yang digunakan dalam penelitian ini adalah 128.
2	K	Merupakan banyak kluster dan menentukan banyaknya magnitude perwakilan yang akan dibentuk. K yang digunakan dalam penelitian ini adalah 16.
3	P	Merupakan parameter yang digunakan dalam algoritma KHM berfungsi menggantikan nilai <i>square</i> pada fungsi obyektik K-Means. p yang digunakan dalam penelitian ini adalah 3 dan 3.5

4.6 Perancangan *User Interface*

Perancangan *user interface* mendeskripsikan rancangan tampilan yang digunakan pada perangkat lunak yang akan dibuat terdiri dari :

1. *Form* Utama

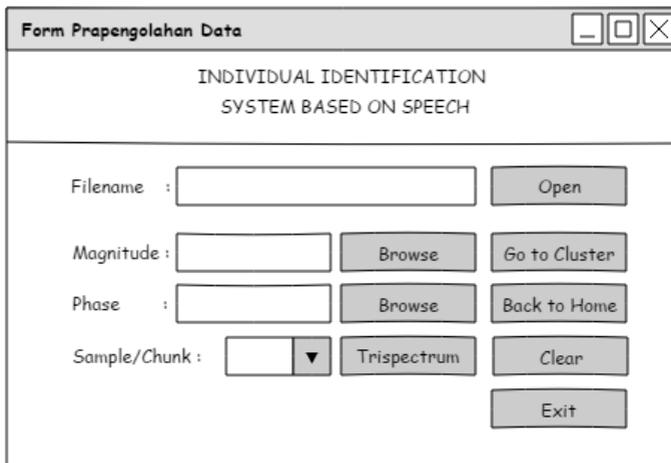
Form utama merupakan halaman pertama kali menjalankan perangkat lunak. Perancangan halaman utama dapat dilihat pada Gambar 4.9 :



Gambar 4.9 Perancangan Halaman Awal

2. *Form* Prapengolahan Data

Form prapengolahan data merupakan halaman untuk melakukan proses prapengolahan data. Perancangan dari halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.10 sebagai berikut :



Gambar 4.10 Perancangan *Form* Prapengolahan Data

3. *Form Pengelompokan Ciri*

Form pengelompokan ciri merupakan halaman untuk melakukan proses mendapatkan magnitudo perwakilan. Perancangan dari halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.11 sebagai berikut :

The screenshot shows a software window titled "Form Klasterisasi Data" with standard window controls (minimize, maximize, close). The main content area is titled "INDIVIDUAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED ON SPEECH". It is divided into two main sections. The left section has a "Load Data Magnitude:" label above a text input field with a vertical scroll bar, and an "Open" button below it. Below that is a "Folder Output:" label above a "Magnitude:" text input field, with a "Browse" button below it. The right section has a "Parameter:" label above a "Cluster Number:" dropdown menu and a "P:" dropdown menu. Below these are four buttons: "Go to Training", "Back to Home", "Clear", and "Exit".

Gambar 4.11 Perancangan *Form* Pengelompokan Ciri

4. *Form Training*

Form training merupakan halaman untuk melakukan proses pelatihan/pembelajaran. Perancangan dari halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.12.

5. *Form Testing*

Form testing merupakan halaman untuk melakukan proses pengujian. Perancangan dari halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.13 :

Form Training Data

INDIVIDUAL IDENTIFICATION
SYSTEM BASED ON SPEECH

Load Data :

Parameter Epoch :

Alpha :

Labelling : ▼

Gambar 4.12 Perancangan *Form Training Data*

Form Testing Data

INDIVIDUAL IDENTIFICATION
SYSTEM BASED ON SPEECH

Load Data :

Parameter

Chunk : ▼

Cluster : ▼

Identity :

Gambar 4.13 Perancangan *Form Testing Data*

BAB V

IMPLEMENTASI SISTEM

Pada bab ini, dibahas mengenai langkah-langkah dalam pengimplemetasian sistem berdasarkan desain sistem yang telah dirancang.

5.1 Peralatan

Peralatan utama yang digunakan untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini berupa perangkat keras dan perangkat lunak yaitu sebagai berikut :

1. Perangkat keras berupa *headphone* dan *Personal Computer* (PC) dengan spesifikasi :
 - Windows 10 Pro 64-bit operating system
 - Processor Intel® Celeron® CPU 1007U @1.50GHz
 - RAM 4GB
2. Perangkat Lunak yang digunakan adalah dengan spesifikasi sebagai berikut :
 - Matlab dengan versi R2015a
 - GoldWave versi 6.26

5.2 Implementasi *User Interface*

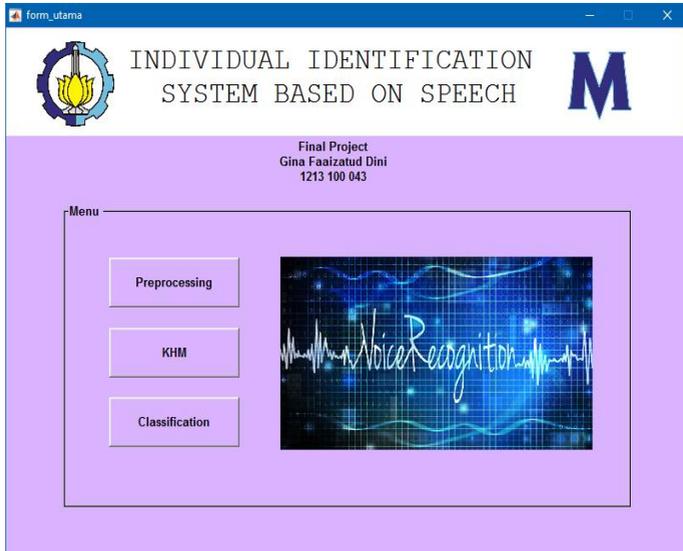
Penjelasan dari desain *user interface* pengenalan individu berbasis suara ucapan adalah sebagai berikut:

1. *Form* Utama

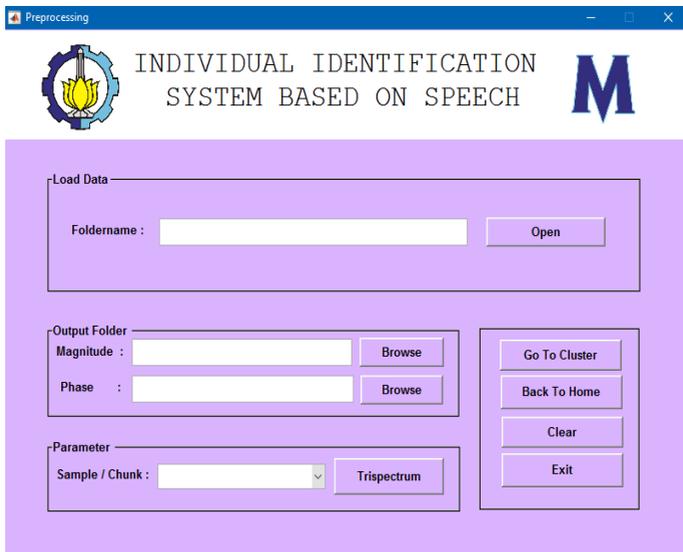
Merupakan *form* untuk menampilkan halaman awal program dapat dilihat pada Gambar 5.1. Pada halaman awal program ini terdapat tiga menu yaitu *preprocessing*, *KHM* dan *classification*.

2. *Form* Prapengolahan Data

Merupakan *form* untuk menampilkan halaman proses prapengolahan data menggunakan estimasi trispektrum dapat dilihat pada Gambar 5.2. Pada halaman ini terdapat menu *open, browse, trispectrum, go to cluster, back to home, clear* dan *exit*.



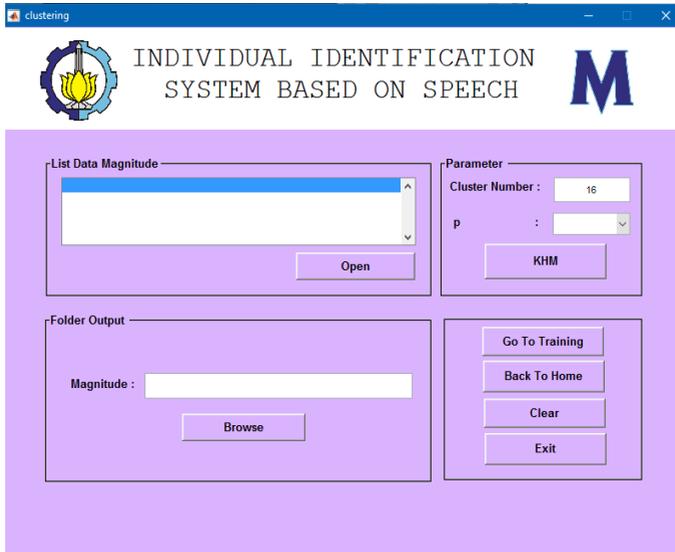
Gambar 5.1 Halaman Awal Program



Gambar 5.2 Halaman Proses Prapengolahan Data

3. *Form Pengelompokan Ciri*

Merupakan *form* untuk menampilkan halaman proses pengelompokan ciri sinyal suara menggunakan metode KHM dapat dilihat pada Gambar 5.3. Pada halaman ini terdapat menu *open*, *browse*, *KHM*, *go to training*, *back to home*, *clear* dan *exit*.



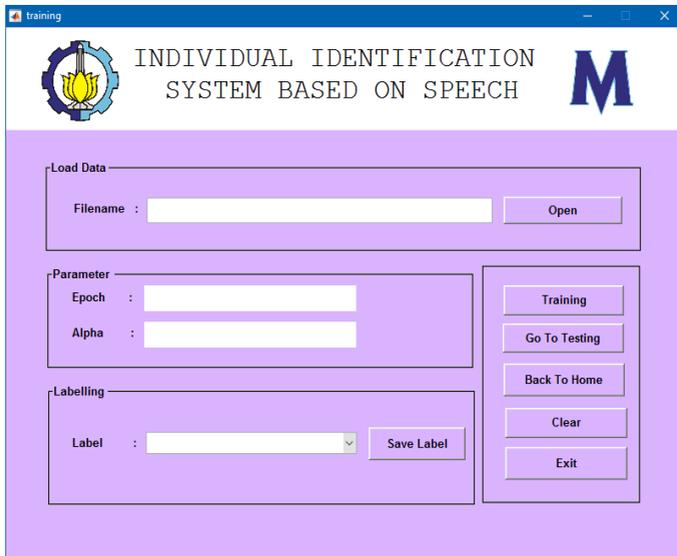
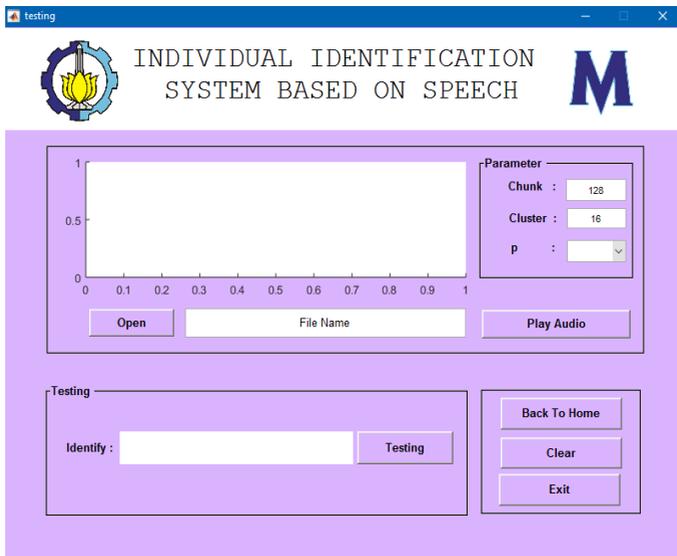
Gambar 5.3 Halaman Proses Pengelompokan Ciri

4. *Form Training*

Merupakan *form* untuk menampilkan halaman proses pelatihan/pembelajaran dapat dilihat pada Gambar 5.4. Pada halaman ini terdapat menu *open*, *save label*, *training*, *go to cluster*, *back to home*, *clear* dan *exit*.

5. *Form Testing*

Merupakan *form* untuk menampilkan halaman proses pengujian/pengenalan individu dapat dilihat pada Gambar 5.5. Pada halaman ini terdapat menu *open*, *testing*, *back to home*, *clear* dan *exit*.

Gambar 5.4 Halaman Proses *Training*Gambar 5.5 Halaman Proses *Testing*

5.3 Implementasi Prapengolahan Data

Input pada proses prapengolahan data berupa data sinyal suara. Langkah pertama yang dilakukan dalam proses prapengolahan data adalah *frame blocking*. Sinyal suara *input* dapat dilihat pada Lampiran 1 dan sinyal suara hasil *frame blocking* dapat dilihat pada Lampiran 2(a). Implementasi program untuk *frame blocking* adalah sebagai berikut :

```

nx = length(x);
M = 100;
nbFrames = ceil((length(x)-N)/M);
Frames = zeros(nbFrames+1,N);
for i = 0:nbFrames-1
temp = x(i*M+1:i*M+N);
Frames(i+1,1:N) = temp;
end
temp = zeros(1,N);
lastLength = length(x) - nbFrames*M;
temp(1:lastLength) =
x(nbFrames*M+1:(nbFrames*M + 1 + lastLength-
1));
Frames(nbFrames+1, 1:N) = temp;

```

Setelah dilakukan *frame blocking*, akan dilakukan proses *windowing* dengan menerapkan *hamming window*. Sinyal suara hasil dari *windowing* dapat dilihat pada Lampiran 2(b). Implementasi program untuk proses *windowing* adalah sebagai berikut :

```

frameSize = size(Frames);
nbFrames = frameSize(1);
nbSamples = frameSize(2);
w = hamming(nbSamples);
Windows = zeros(nbFrames,nbSamples);
for i = 1:nbFrames
temp = Frames(i,1:nbSamples);
Windows(i, 1:nbSamples) = w'.*temp;
end

```

sinyal suara hasil *windowing* tersebut, selanjutnya akan di proses dengan FFT. Sinyal suara hasil dari proses ini dapat dilihat pada Lampiran 2(c). Implementasi program untuk proses FFT adalah sebagai berikut:

```
fffts = fft(Windows');
```

Selanjutnya dilakukan proses estimasi sinyal suara yang didasarkan pada korelasi tiga parameter frekuensi yaitu f_1 , f_2 dan f_3 dengan estimasi trispektrum. Setelah itu dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai magnitude dan fase hasil estimasi trispektrum. Implementasi program untuk proses estimasi trispektrum adalah sebagai berikut :

```
for i=1:nbFrames
for j=1:(nbSamples-2)
    f1(j,i) = ffts(j,i);
    f2(j,i) = ffts(j+1,i);
    f3(j,i) = ffts(j+2,i);
    sumft(j,i)=f1(j,i)+f2(j,i)+f3(j,i);
    mulft(j,i)=f1(j,i)*f2(j,i)*f3(j,i);
    tsp(j,i)=(nx/(fs*nbFrames))*(mulft(j,i)
    * conj(sumft(j,i)));
    Re(j,i) = real(tsp(j,i));
    Im(j,i) = imag(tsp(j,i));
    sud(j,i) =Im(j,i) /Re(j,i);
end
end
meantsp = mean(tsp);
magnitude = abs(meantsp);
meansud = mean(sud);
phase = atan(meansud);
m = magnitude;
ph = phase;
```

5.4 Implementasi Pengelompokan Ciri

Input untuk proses pengelompokan ciri menggunakan metode KHM berupa magnitudo hasil proses estimasi trispektrum. Langkah pertama yang dilakukan untuk proses pengelompokan ciri data sinyal suara adalah inisialisasi titik pusat kluster secara acak. Banyaknya titik pusat kluster tergantung dari banyaknya magnitudo perwakilan yang akan dibentuk. Implementasi program untuk inisialisasi titik pusat kluster adalah sebagai berikut :

```
[jumlahData, jumFeature] = size (data);
randp = randperm (size(data,1));
for i=1:k
    c(i,:)= data(i,:);
end
```

Setelah diperoleh nilai titik pusat kluster, akan dilakukan perhitungan nilai fungsi obyektif. Implementasi program untuk menghitung nilai fungsi obyektif adalah sebagai berikut :

```
d = Distance (data,c);
for i=1:jumlahData
for j=1:k
    temp1(j)= 1/(abs(d(i,j))^p);
if isinf (temp1(j))
    temp1 (j) = 0;
end
end
    sum0= sum (temp1);
    temp2(i)= k/sum0;
end
khm = sum(temp2);
```

Distance untuk perhitungan nilai fungsi obyektif merupakan jarak antara titik data dan titik pusat kluster yang dihitung dengan jarak *euclidean* . Implementasi program untuk menghitung jarak *euclidean* adalah sebagai berikut :

```

function d = Distance (A,B)
[hA, wA] = size(A);
[hB, wB] = size(B);
if wA~=wB, error (' kolom A dan kolom B
harus berdimensi sama');end
for k=1:wA
    C{k}=repmat(A(:,k),1,hB);
    D{k}=repmat(B(:,k),1,hA);
end
S = zeros(hA,hB);
for k=1:wA
    S = S+ (abs(C{k}- D{k}')).^2;
end
d = sqrt(S);

```

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai keanggotaan setiap titik data dengan titik pusat kluster dengan implementasi program sebagai berikut :

```

for i=1:jumlahData
for j=1:k
    temp3(j)= abs (d(i,j))^ px;
if isinf (temp3(j))
    temp3(j) = 0;
end
end
sum1= sum(temp3);
for l=1:k
    M(i,l)= abs(d(i,l))^px/sum1;
if isinf (M(i,l))
    M(i,l)= 0;
end
end
end

```

Setelah mendapatkan nilai keanggotaan, akan dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai bobot. Berikut implementasi program untuk menghitung nilai bobot :

```

for i=1:jumData
for j=1:k
    temp4(j)= abs(d(i,j))^px;
    temp5(j)= abs(d(i,j))^-p;
if isinf (temp4(j))
    temp4(j)=0;
end
if isinf (temp5(j))
    temp5(j)=0;
end
end
    sum2 = sum(temp4);
    sum3 = sum (temp5);
    W(i)= sum2/(sum3^2);
end

```

Langkah selanjutnya adalah meng-*update* nilai titik pusat kluster dengan implementasi program sebagai berikut :

```

for i=1:k
for j=1:jumlahData
    temp6(j,:) = M(j,i)*W(j)*data(j,:);
    temp7(j) = M(j,i)*W(j);
end
    sum4= sum(temp6);
    sum5=sum(temp7);
    c(i,:)= sum4/sum5;
end

```

Untuk menentukan anggota yang tergabung dalam satu kluster digunakan nilai terbesar dari nilai keanggotaannya, dengan implementasi program sebagai berikut :

```
[z,cluster]= max (M,[],2);
```

Nilai dari titik pusat kluster yang terakhir akan digunakan sebagai magnitude perwakilan untuk *input* proses klasifikasi data.

5.5 Implementasi Klasifikasi Data

Dalam proses klasifikasi menggunakan LVQ, berjalannya sistem secara umum terbagi menjadi dua tahap yaitu proses *training* dan *testing*. Penjelasan dari implementasi proses *training* dan proses *testing* adalah sebagai berikut :

5.5.1 Proses *Training*

Proses *training* memerlukan *input* berupa data perwakilan magnitude dari sinyal suara dan label dari nama individu pemilik suara yang masing-masing akan mewakili matriks *input* x dan matriks target t . *Output* yang dihasilkan pada proses ini berupa bobot akhir yang dijadikan *input* pada proses *testing*. Implementasi program untuk proses *training* adalah sebagai berikut:

```
function [W] = latih (input,
target,alpha,epoch)
[baris1,kolom1]=size(W);
[baris,kolom]=size(p);
alfa = alpha;
MinAlfa = 0.000;
MaxEpoch = epoch;
DecAlfa = dalfa;
epoh = 1;
while (epoh <= MaxEpoch) && (alfa >=
MinAlfa)
for k = 1:baris
for c = 1:baris1
D(c) = 0;
for i = 1:kolom
D(c) = D(c)+(W(c,i)-
input(k,i))^2;
end
D(c) = sqrt(D(c));
end
end
```

```

[jmin,idx]=min(D);
    if idx==target(k)
        W(idx,:) =
W(idx,:)+alfa*(input(k,:)-W(idx,:));
    else
        W(idx,:) = W(idx,:)-
alfa*(input(k,:)-W(idx,:));
    end
end
    alfa = alfa-DecAlfa*alfa;
    epoh = epoh+1;
end
end
end

```

5.5.2 Proses *Testing*

Input yang dibutuhkan untuk proses *testing* adalah bobot akhir dari proses *training*. Hasil dari proses *testing* adalah nama individu pemilik suara. Implementasi program untuk proses *testing* adalah sebagai berikut :

```

function [H] = ujicoba(input,weight)
H = [];
[baris, kolom] = size(input);
[baris1, kolom1] = size(weight);
for k = 1:baris
for c = 1:baris1
    D(c)=0;
for i = 1:kolom
    D(c)=D(c)+(weight(c,i)-
input(k,i))^2;
end
    D(c)=sqrt(D(c));
end
[jmin,idx] = min(D);
H = [H;idx]
end
end

```


BAB VI

UJI COBA DAN EVALUASI SISTEM

Pada bab ini dijelaskan hasil dan kinerja sistem dari uji coba sistem berdasarkan implementasi sistem yang telah dibuat. Uji coba dilakukan terhadap dataset yang disimpan dalam direktori komputer dan akan dihitung tingkat akurasi dari sistem.

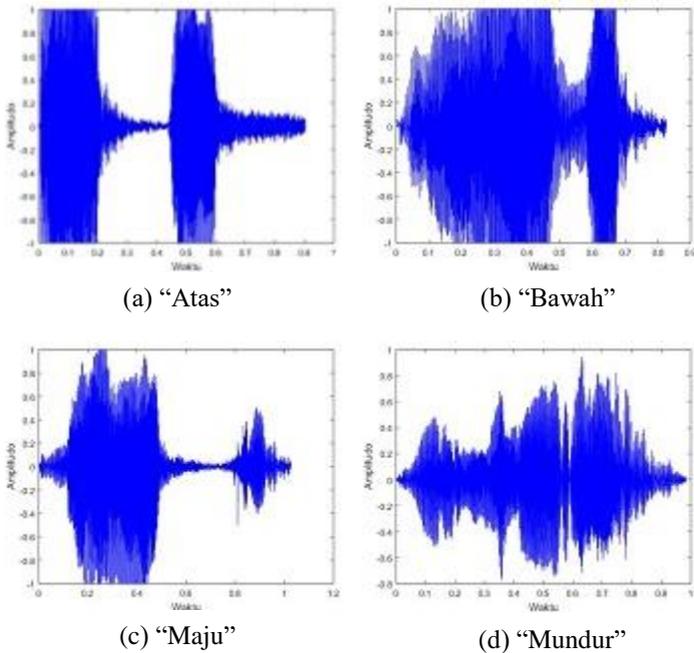
6.1 Dataset Uji Coba

Dataset uji coba merupakan data sinyal suara 30 individu dengan mengucapkan 10 kata berbeda. Data suara yang telah diperoleh dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan maksimal data *training* 1500 data suara. Sedangkan maksimal data *testing* sebanyak 300 data suara. Identitas dari 30 individu tersebut dapat dilihat pada Lampiran 3. Kata yang diucapkan oleh individu tersebut adalah atas, bawah, belakang, depan, kanan, kiri, maju, mundur, naik dan turun.

6.2 Uji Coba Estimasi Trispektrum

Uji coba dilakukan dengan menjalankan implementasi dari Halaman Prapengolahan Data. Pada tahap ini *input* berupa data sinyal suara dengan format *.wav. Data yang telah diolah dengan menggunakan estimasi trispektrum disimpan dalam format *.xlsx. Pada penelitian ini uji coba proses estimasi trispektrum menggunakan *chunk* 128.

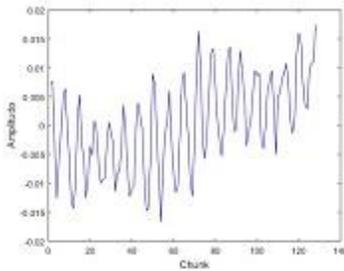
Implementasi dari proses estimasi trispektrum bertujuan untuk mengetahui hasil pengolahan sinyal suara dari setiap tahap pada prapengolahan data. Tahap-tahap pada prapengolahan data adalah *frame blocking*, *windowing*, FFT dan estimasi trispektrum. Uji coba dilakukan terhadap empat kata berbeda yaitu atas, bawah, maju dan mundur yang diucapkan oleh individu bernama Emi. Gambar 6.1 merupakan contoh bentuk visualisasi sinyal suara ucapan sebelum dilakukan proses prapengolahan data.



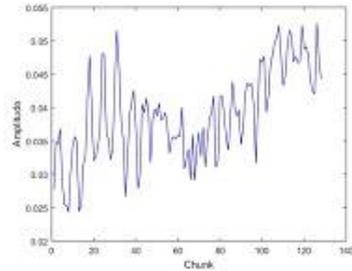
Gambar 6.1 Contoh Visualisasi Sinyal Suara Ucapan

Dari Gambar 6.1 dapat dilihat bahwa sinyal suara ucapan untuk satu individu mempunyai bentuk yang berbeda.

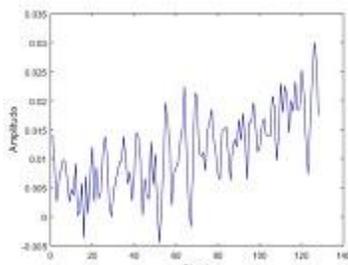
Selanjutnya data sinyal suara ucapan diproses dengan *frame blocking*. Banyaknya *chunk* yang terbentuk untuk setiap sinyal suara ucapan tergantung dari panjang sinyal suara tersebut. Setiap *chunk* yang terbentuk mempunyai 128 titik sampel. Setelah proses *frame blocking* selesai, setiap *chunk* akan melalui proses *windowing*. Untuk mempermudah melihat hasil dari *frame blocking* dan *windowing* berikut ditampilkan hasil dari masing-masing proses untuk 1 *chunk*. Contoh visualisasi hasil dari *frame blocking* dapat dilihat pada Gambar 6.2 dan contoh visualisasi dari *windowing* dapat dilihat pada Gambar 6.3.



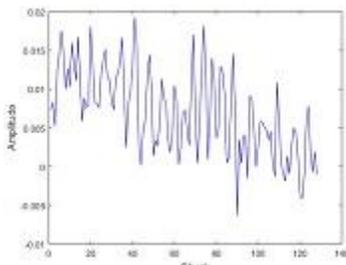
(a) "Atas"



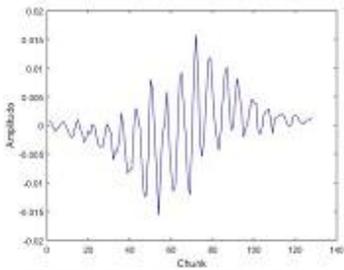
(b) "Bawah"



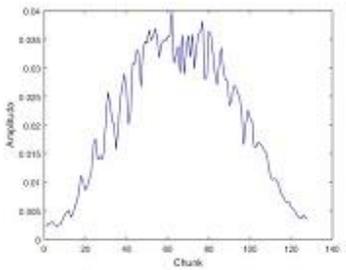
(c) "Maju"



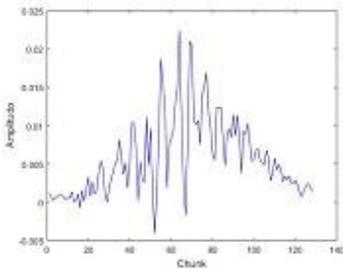
(d) "Mundur"

Gambar 6.2 Contoh Visualisasi Hasil *Frame Blocking*

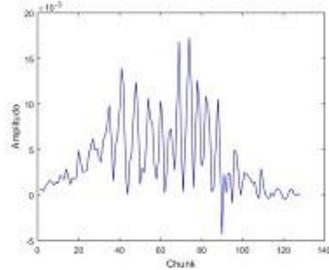
(a) "Atas"



(b) "Bawah"



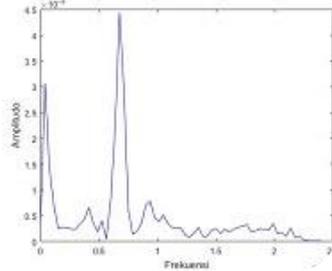
(c) “Maju”



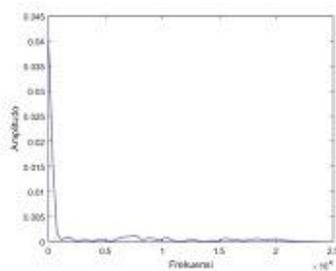
(d) “Mundur”

Gambar 6.3 Contoh Visualisasi Hasil *Windowing*

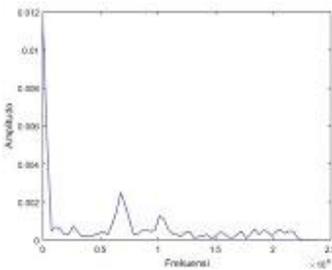
Setelah di *windowing* sinyal suara akan diproses dengan FFT. Gambar 6.4 merupakan visualisasi hasil dari FFT untuk 1 *chunk*.



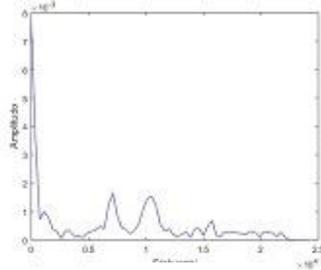
(a) “Atas”



(b) “Bawah”



(c) “Maju”



(d) “Mundur”

Gambar 6.4 Contoh Visualisasi Hasil FFT

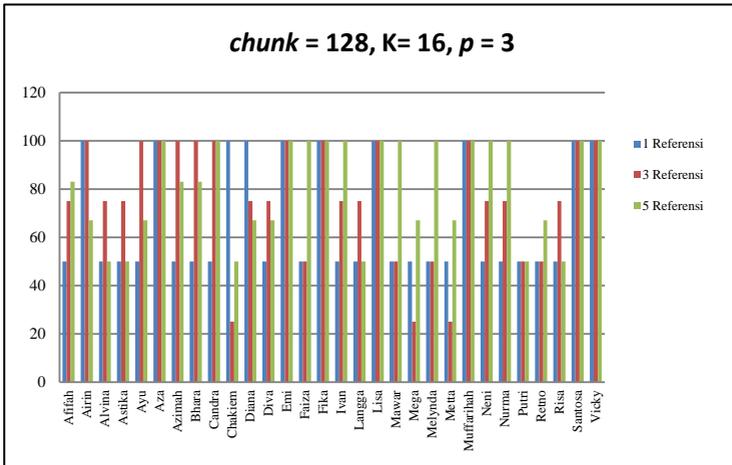
Dari Gambar 6.4 dapat dilihat perbedaan karakteristik dari setiap sinyal suara ucapan. Setelah proses FFT selesai, tahap selanjutnya adalah proses estimasi trispektrum. Hasil dari estimasi trispektrum dapat dikatakan berada dalam ruang empat dimensi. Oleh sebab itu, hasil dari estimasi trispektrum tidak akan divisualisasikan.

6.3 Uji Coba Pengelompokan Ciri

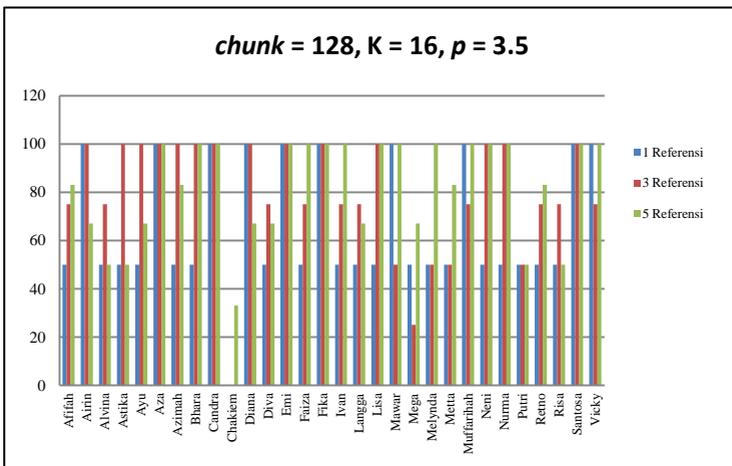
Data dari proses estimasi trispektrum selanjutnya akan digunakan untuk proses pengelompokan ciri pada Halaman Pengelompokan Ciri. Pada penelitian ini uji coba proses pengelompokan ciri menggunakan metode KHM dengan parameter $p = 3$ atau $p = 3.5$ dan jumlah magnitude pewakil $K = 16$. Hasil dari proses KHM berupa magnitude pewakil dan disimpan dalam file dengan format *.xlsx. Setelah proses pengelompokan ciri selesai maka data magnitude pewakil sinyal suara dilabeli dan digunakan sebagai *input* pada proses *training*. *Output* dari proses *training* berupa bobot yang dijadikan *input* pada proses *testing*.

6.4 Uji Coba Sistem Pengenalan Individu dengan Kata Sama

Uji coba yang dilakukan pada sistem ini menggunakan *chunk* sebesar 128 pada proses estimasinya. Pada proses pengelompokan ciri digunakan jumlah pewakil sebanyak 16 dan parameter p sebesar 3 dan 3.5. Dan untuk proses klasifikasinya menggunakan metode JST-LVQ dengan jumlah epoch 100 dengan menggunakan referensi sebanyak 1, 3, dan 5 referensi suara dan nilai *learning rate* sebesar 0.1. Uji coba dilakukan dengan mengambil sampel kata "Atas". Hasil dari proses uji coba pengenalan individu dengan kata atas diberikan dalam diagram berikut :



Gambar 6.5 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan kata “Atas” (chunk = 128, K= 16, p = 3)

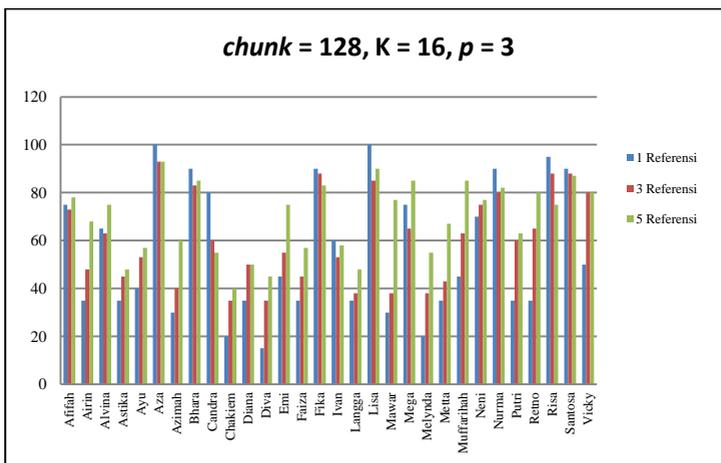


Gambar 6. 6 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan kata “Atas” (chunk = 128, K= 16, p = 3.5)

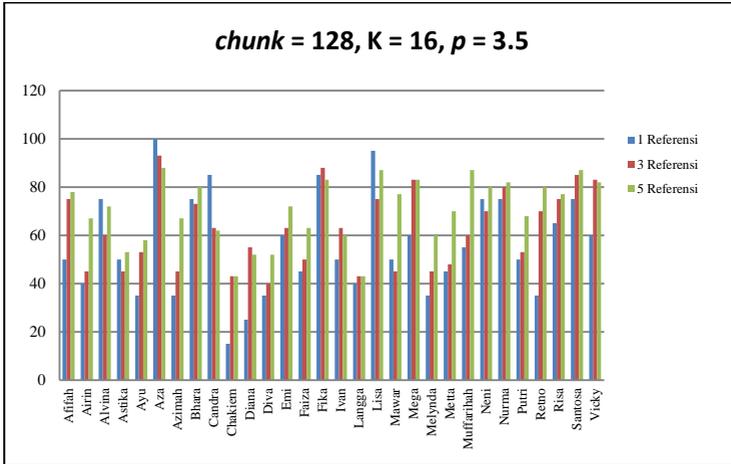
Dari Gambar 6.5 dan Gambar 6.6 dapat disimpulkan bahwa untuk uji coba pengenalan individu untuk kata “atas” memiliki rata-rata pengenalan dengan nilai prosentase pengenalan 80,56% untuk uji coba dengan 5 referensi 75,83% untuk uji coba dengan 3 referensi dan 66,67% untuk uji coba dengan 1 referensi untuk $p = 3$. Sedangkan untuk $p = 3.5$ rata-rata pengenalannya masing-masing 82,22% , 79,17% dan 65% untuk uji coba dengan 5, 3 dan 1 referensi. Rincian dari perhitungan tingkat akurasi dapat dilihat pada Lampiran 4.

6.5 Uji Coba Sistem Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda

Uji coba yang dilakukan pada sistem ini menggunakan 10 referensi kata berbeda dan *chunk* sebesar 128. Pada proses pengelompokan ciri digunakan jumlah perwakilan sebanyak 16 dan parameter p sebesar 3 dan 3.5. Dan untuk proses klasifikasinya menggunakan jumlah epoch 100 dan nilai *learning rate* sebesar 0.1. Hasil dari proses uji coba pengenalan individu diberikan dalam diagram berikut :



Gambar 6.7 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda (chunk = 128, K = 16, p = 3)



Gambar 6.8 Diagram Prosentase Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda (chunk = 128, K = 16, p = 3.5)

Dari Gambar 6.7 dan Gambar 6.8 dapat disimpulkan bahwa untuk uji coba pengenalan individu untuk kata yang berbeda memiliki rata-rata pengenalan dengan nilai prosentase pengenalan 69,28% untuk uji coba dengan 5 referensi 60,58% untuk uji coba dengan 3 referensi dan 55,17% untuk uji coba dengan 1 referensi untuk $p=3$. Sedangkan untuk $p=3.5$ rata-rata pengenalannya masing-masing 70,39% , 62,08% dan 55,83% untuk uji coba dengan 5, 3 dan 1 referensi. Rincian dari perhitungan tingkat akurasi dapat dilihat pada Lampiran 5.

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Dari ujicoba dan evaluasi pada bab selanjutnya, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut :

1. Metode estimasi trispektrum, *K-Harmonic Means* dan *Learning Vector Quantization* dapat diterapkan pada sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan
2. Sistem pengenalan individu berbasis suara ucapan menggunakan estimasi trispektrum dan *K-Harmonic Means* berhasil melakukan pengenalan individu dengan dengan chunk=128, jumlah perwakilan K=16 dan parameter p=3.5 rata-rata tingkat akurasi mencapai 82,22% untuk pengujian dengan kata yang sama dan 70,39% untuk pengujian dengan kata yang berbeda

7.2 Saran

Saran yang diberikan untuk perbaikan dan kelanjutan dari penelitian ini adalah :

1. Menggabungkan metode KHM dengan metode lain untuk proses pengelompokan ciri.
2. Melakukan penelitian dengan metode klasifikasi lainnya.
3. Kata yang diucapkan harus jelas dan intonasi yang tidak berubah-ubah untuk setiap individu.
4. Pengenalan individu berbasis suara ucapan berdasarkan suara ucapan dengan frekuensi tinggi, medium dan rendah.

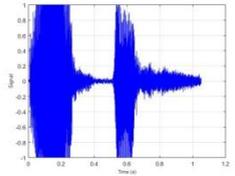
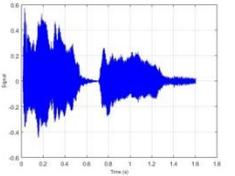
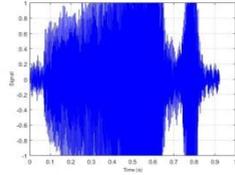
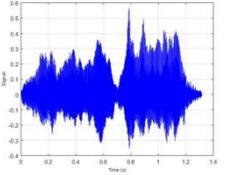
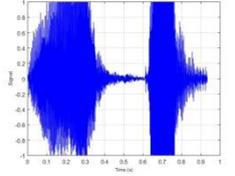
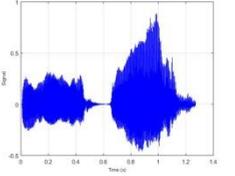
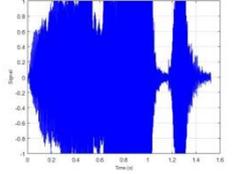
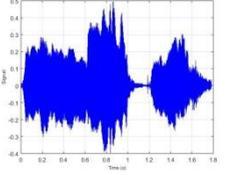
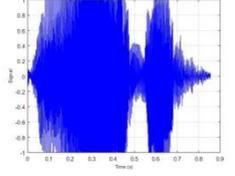
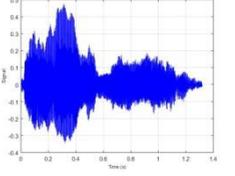
DAFTAR PUSTAKA

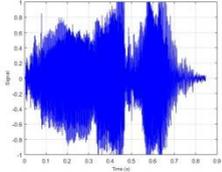
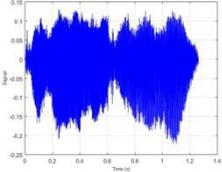
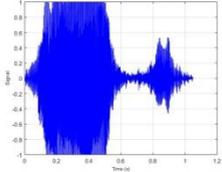
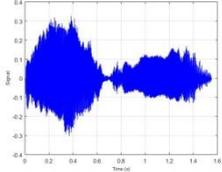
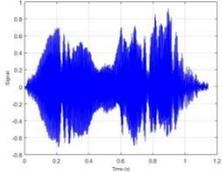
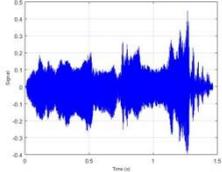
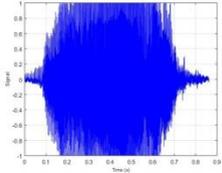
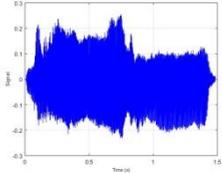
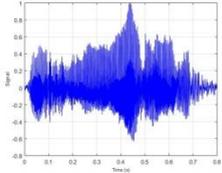
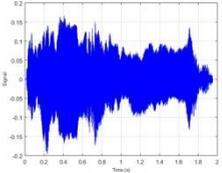
- [1] Amin, M.S. 2006. *Pengelompokan Ciri dan Klasifikasi Sinyal Suara Menggunakan Metode Kuantisasi Vektor MSA-RLS dan Jaringan Syaraf Tiruan LVQ*. Surabaya : Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [2] Riduwan, M.A. 2007. *Pembuatan Perangkat Lunak Pengestimasi Sinyal Suara Berbasis Visual*. Surabaya : Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [3] M Bagus, H.S. 2010. *Klasterisasi Sinyal Suara Menggunakan Metode Particle Swarm Optimization pada Pengembangan Sistem Pengenalan Individu Berbasis Suara Ucapan*. Surabaya : Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [4] Rajat, H. 2016. *Learning Vector Quantization (LVQ) Neural Network Approach for Multilingual Speech Recognition*. International Research Journal of Engineering Volume:03 Issue:05.
- [5] Saikhu, A. Okta, Y.2010.*Perbandingan Kinerja Metode K-Harmonic Means Dan Particle Swarm Optimization Untuk Klasterisasi Data*. SCAN Vol VII No. 2.26-31. Surabaya : Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [6] Ho, CE. 1998. *Speaker Recognition System*, Project Report. California: California Institut of Technology.
- [7] Mudry, AH. 1997. *Speaker Identification using Wavelet Transform*, Tesis Master of Engineering, Ontario: Ottawa-Carleton Institut of Electrical Engineering
- [8] Brigham, E. Oran. 1974. *The Fast Fourier Transform*. Prentice-Hall, Inc

- [9] Zhang, B., Hsu, M., & Dayal, U. 1999. *K-harmonic means – a data clustering algorithm*. Technical Report HPL-1999124. Hewlett-Packard Laboratories.
- [10] Gungor,z dan Unler, A. 2007,“*K-Harmonic Means Data Clustering with Simulated Annealing*”,*Applied Mathematics and Computation*, Vol. 184 hal. 199-209
- [11] Yang, F., Sun, T., dan Zhang, C. 2009, “*An Efficient Hybrid Data Clustering Method Based on K-Harmonic Means and Particle Swarm Optimization*”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, hal. 9847–9852
- [12] Siang, JJ. 2005..*Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta : Andi Offset.
- [13] Fausett, L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall International, Inc
- [14] Zhang, B. 2000. *Generalized K-Harmonic Means in Unsupervised Learning*. Technology Report. HPL-2000 137. Hewlett-Packard Laboratories.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Sampel Visualisasi Sinyal *Input* Data Suara

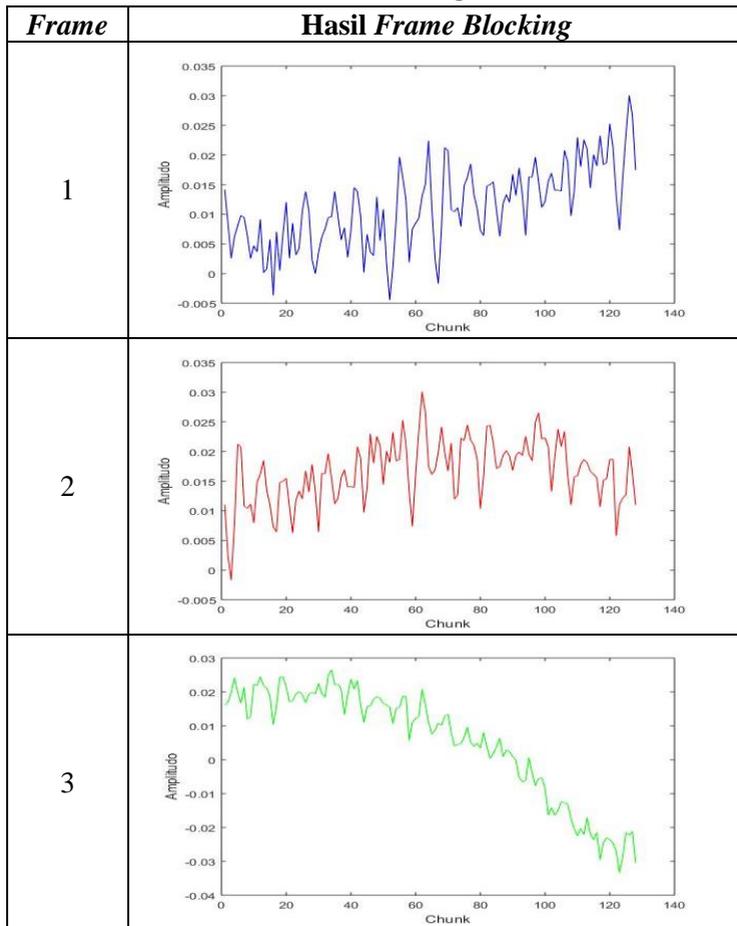
No	Jenis Kata	Nama Pemilik Suara	
		Emi	Metta
1	Atas		
2	Bawah		
3	Depan		
4	Belakang		
5	Kanan		

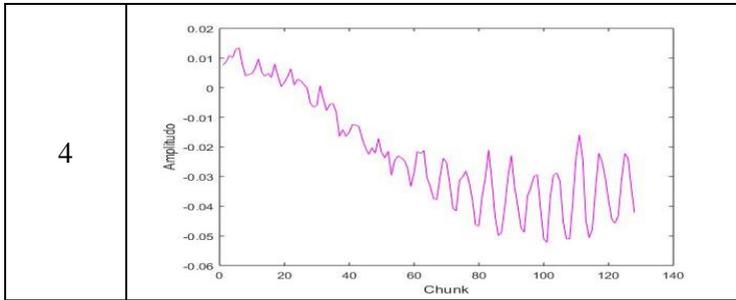
6	Kiri		
7	Maju		
8	Mundur		
9	Naik		
10	Turun		

Lampiran 2 Implementasi Prapengolahan Data

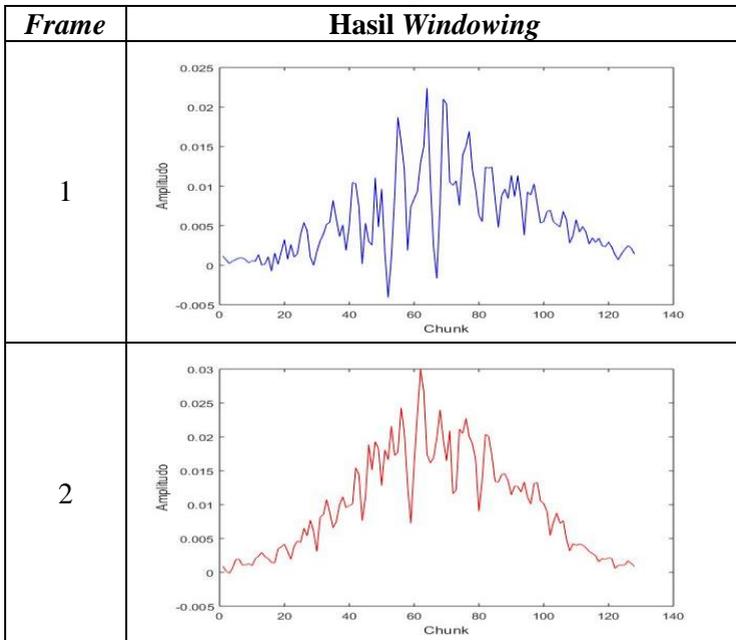
Hasil dari implementasi proses prapengolahan data, divisualisasikan untuk hasil dari 4 *frame* yang terbentuk pada proses *frame blocking* dengan *chunk 128* untuk setiap *frame*. Hasil yang ditampilkan adalah kata maju yang diucapkan oleh individu bernama Emi.

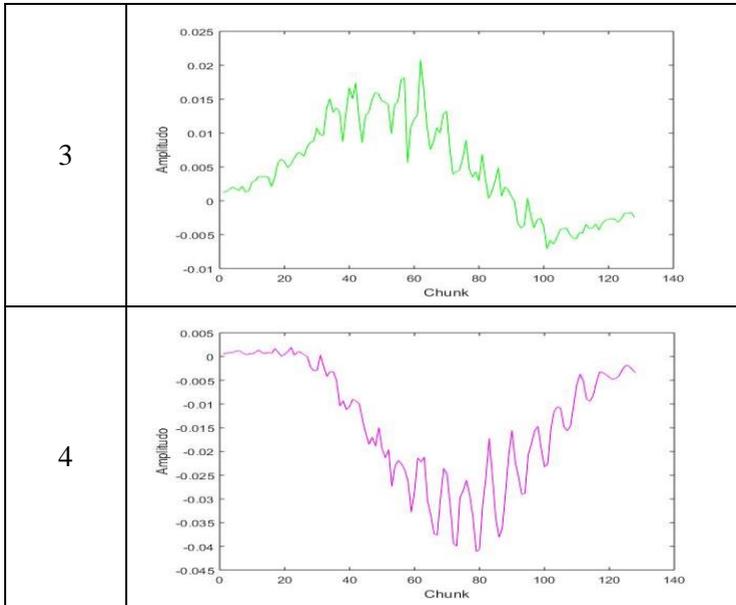
a. Visualisasi Hasil *Frame Blocking*



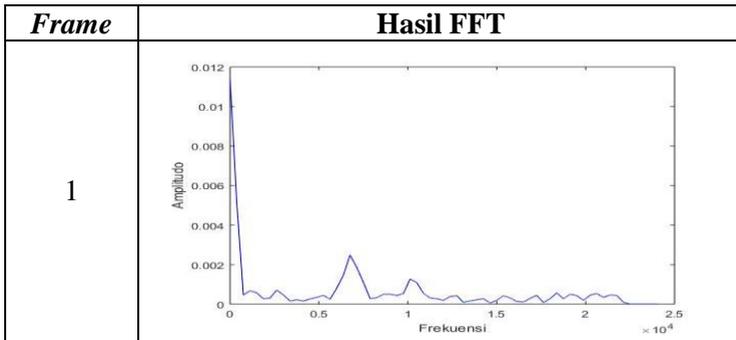


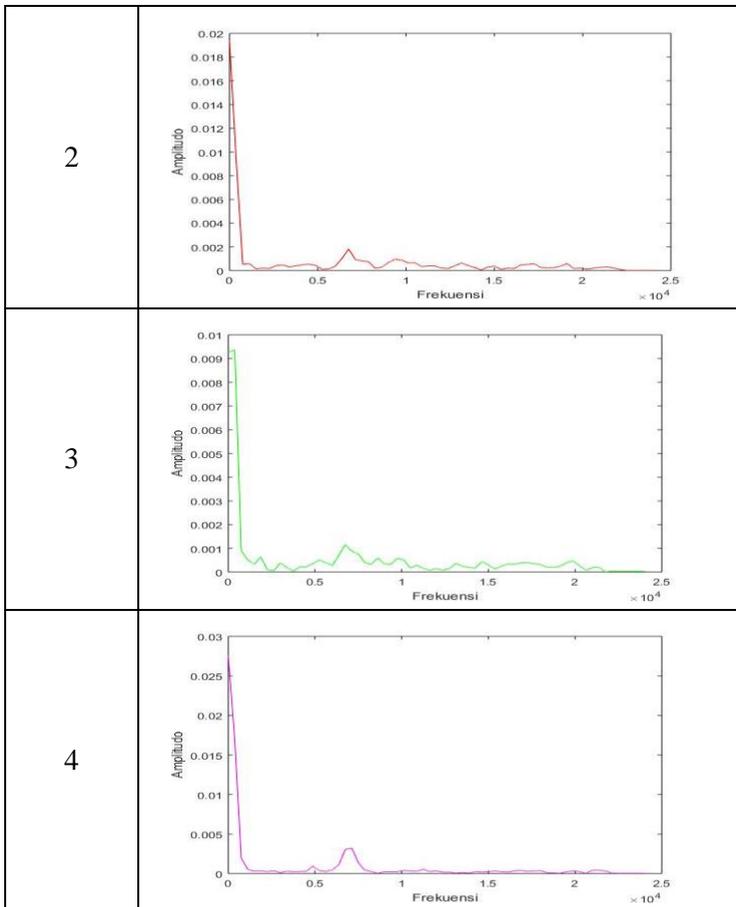
b. Visualisasi Hasil Windowing





c. Visualisasi Hasil FFT





Lampiran 3 Tabel Identitas Individu Pemilik Suara

No	Nama Individu	Jenis Kelamin	Usia
1	Afifah	Perempuan	22
2	Airin	Perempuan	22
3	Alvina	Perempuan	22
4	Astika	Perempuan	21
5	Ayu	Perempuan	22
6	Aza	Perempuan	22
7	Azimah	Perempuan	16
8	Bhara	Laki-laki	22
9	Candra	Laki-laki	16
10	Chakiem	Laki-laki	17
11	Diana	Perempuan	22
12	Diva	Perempuan	21
13	Emi	Perempuan	45
14	Faiza	Perempuan	21
15	Fika	Perempuan	22
16	Ivan	Laki-laki	22
17	Langga	Laki-laki	16
18	Lisa	Perempuan	22
19	Mawar	Perempuan	21
20	Mega	Perempuan	22
21	Melynda	Perempuan	22
22	Metta	Perempuan	22
23	Muff	Perempuan	22
24	Neni	Perempuan	23
25	Nurma	Perempuan	22
26	Putri	Perempuan	21
27	Retno	Perempuan	22
28	Risa	Perempuan	22
29	Santosa	Laki-laki	50
30	Vicky	Perempuan	22

Lampiran 4 Hasil Uji Coba Pengenalan Individu dengan Kata Sama

1. $Chunk = 128$ $K = 16$ $p = 3$

1 Referensi						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	1	0	0	1	2
2	Airin	1	0	1	0	2
3	Alvina	1	0	0	1	2
4	Astika	1	0	0	1	2
5	Ayu	1	0	0	1	2
6	Aza	1	0	1	0	2
7	Azimah	1	0	0	1	2
8	Bhara	1	0	0	1	2
9	Candra	1	0	0	1	2
10	Chakiem	1	0	1	0	2
11	Diana	1	0	1	0	2
12	Diva	1	0	0	1	2
13	Emi	1	0	1	0	2
14	Faiza	1	0	0	1	2
15	Fika	1	0	1	0	2
16	Ivan	1	0	0	1	2
17	Langga	1	0	0	1	2
18	Lisa	1	0	1	0	2
19	Mawar	1	0	0	1	2
20	Mega	1	0	0	1	2
21	Melynda	1	0	0	1	2
22	Metta	1	0	0	1	2
23	Muff	1	0	1	0	2
24	Neni	1	0	0	1	2
25	Nurma	1	0	0	1	2
26	Putri	1	0	0	1	2
27	Retno	1	0	0	1	2
28	Risa	1	0	0	1	2

29	Santosa	1	0	1	0	2
30	Vicky	1	0	1	0	2
Total		30	0	10	20	60
Akurasi		100%		33,34%		
Akurasi Total		66,67%				

3 Referensi						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	3	0	0	1	4
2	Airin	3	0	1	0	4
3	Alvina	3	0	0	1	4
4	Astika	3	0	0	1	4
5	Ayu	3	0	1	0	4
6	Aza	3	0	1	0	4
7	Azimah	3	0	1	0	4
8	Bhara	3	0	1	0	4
9	Candra	3	0	1	0	4
10	Chakiem	1	2	0	1	4
11	Diana	2	1	1	0	4
12	Diva	3	0	0	1	4
13	Emi	3	0	1	0	4
14	Faiza	2	1	0	1	4
15	Fika	3	0	1	0	4
16	Ivan	3	0	0	1	4
17	Langga	3	0	0	1	4
18	Lisa	3	0	1	0	4
19	Mawar	2	1	0	1	4
20	Mega	1	2	0	1	4
21	Melynda	2	1	0	1	4
22	Metta	1	2	0	1	4
23	Muff	3	0	1	0	4
24	Neni	3	0	0	1	4
25	Nurma	2	1	1	0	4
26	Putri	2	1	0	1	4

27	Retno	2	1	0	1	4
28	Risa	3	0	0	1	4
29	Santosa	3	0	1	0	4
30	Vicky	3	0	1	0	4
Total		77	13	14	16	120
Akurasi		85,56%		46,67%		
Akurasi Total		75,83%				

5 Referensi						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	5	0	0	1	6
2	Airin	4	1	0	1	6
3	Alvina	3	2	0	1	6
4	Astika	3	2	0	1	6
5	Ayu	3	2	1	0	6
6	Aza	5	0	1	0	6
7	Azimah	4	1	1	0	6
8	Bhara	4	1	1	0	6
9	Candra	5	0	1	0	6
10	Chakiem	3	2	0	1	6
11	Diana	4	1	0	1	6
12	Diva	4	1	0	1	6
13	Emi	5	0	1	0	6
14	Faiza	5	0	1	0	6
15	Fika	5	0	1	0	6
16	Ivan	5	0	1	0	6
17	Langga	3	2	0	1	6
18	Lisa	5	0	1	0	6
19	Mawar	5	0	1	0	6
20	Mega	4	1	0	1	6
21	Melynda	5	0	1	0	6
22	Metta	3	2	1	0	6
23	Muff	5	0	1	0	6

24	Neni	5	0	1	0	6
25	Nurma	5	0	1	0	6
26	Putri	3	2	0	1	6
27	Retno	4	1	0	1	6
28	Risa	3	2	0	1	6
29	Santosa	5	0	1	0	6
30	Vicky	5	0	1	0	6
Total		127	23	18	12	180
Akurasi		84,67%		60%		
Akurasi Total		80,56%				

2. $Chunk = 128$ $K = 16$ $p = 3.5$

1 Referensi						
No	Nama	Data Training		Data Testing		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	1	0	0	1	2
2	Airin	1	0	1	0	2
3	Alvina	1	0	0	1	2
4	Astika	1	0	0	1	2
5	Ayu	1	0	0	1	2
6	Aza	1	0	1	0	2
7	Azimah	1	0	0	1	2
8	Bhara	1	0	0	1	2
9	Candra	1	0	1	0	2
10	Chakiem	0	1	0	1	2
11	Diana	1	0	1	0	2
12	Diva	1	0	0	1	2
13	Emi	1	0	1	0	2
14	Faiza	1	0	0	1	2
15	Fika	1	0	1	0	2
16	Ivan	1	0	0	1	2
17	Langga	1	0	0	1	2
18	Lisa	1	0	0	1	2
19	Mawar	1	0	1	0	2
20	Mega	1	0	0	1	2

21	Melynda	1	0	0	1	2
22	Metta	1	0	0	1	2
23	Muff	1	0	1	0	2
24	Neni	1	0	0	1	2
25	Nurma	1	0	0	1	2
26	Putri	1	0	0	1	2
27	Retno	1	0	0	1	2
28	Risa	1	0	0	1	2
29	Santosa	1	0	1	0	2
30	Vicky	1	0	1	0	2
Total		29	1	10	20	60
Akurasi		96,67%		33,34%		
Akurasi Total		65%				

3 Referensi						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	3	0	0	1	4
2	Airin	3	0	1	0	4
3	Alvina	3	0	0	1	4
4	Astika	3	0	1	0	4
5	Ayu	3	0	1	0	4
6	Aza	3	0	1	0	4
7	Azimah	3	0	1	0	4
8	Bhara	3	0	1	0	4
9	Candra	3	0	1	0	4
10	Chakiem	0	3	0	1	4
11	Diana	3	0	1	0	4
12	Diva	3	0	0	1	4
13	Emi	3	0	1	0	4
14	Faiza	3	0	0	1	4
15	Fika	3	0	1	0	4
16	Ivan	3	0	0	1	4
17	Langga	3	0	0	1	4
18	Lisa	3	0	1	0	4

19	Mawar	2	1	0	1	4
20	Mega	1	2	0	1	4
21	Melynda	2	1	0	1	4
22	Metta	2	1	0	1	4
23	Muff	2	1	1	0	4
24	Neni	3	0	1	0	4
25	Nurma	3	0	1	0	4
26	Putri	2	1	0	1	4
27	Retno	3	0	0	1	4
28	Risa	3	0	0	1	4
29	Santosa	3	0	1	0	4
30	Vicky	2	1	1	0	4
Total		79	11	16	14	120
Akurasi		87,78%		53,33%		
Akurasi Total		79,17%				

5 Referensi						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	5	0	0	1	6
2	Airin	4	1	0	1	6
3	Alvina	3	2	0	1	6
4	Astika	3	2	0	1	6
5	Ayu	3	2	1	0	6
6	Aza	5	0	1	0	6
7	Azimah	4	1	1	0	6
8	Bhara	5	0	1	0	6
9	Candra	5	0	1	0	6
10	Chakiem	2	3	0	1	6
11	Diana	4	1	0	1	6
12	Diva	4	1	0	1	6
13	Emi	5	0	1	0	6
14	Faiza	5	0	1	0	6
15	Fika	5	0	1	0	6

16	Ivan	5	0	1	0	6
17	Langga	4	1	0	1	6
18	Lisa	5	0	1	0	6
19	Mawar	5	0	1	0	6
20	Mega	4	1	0	1	6
21	Melynda	5	0	1	0	6
22	Metta	4	1	1	0	6
23	Muff	5	0	1	0	6
24	Neni	5	0	1	0	6
25	Nurma	5	0	1	0	6
26	Putri	3	2	0	1	6
27	Retno	4	1	1	0	6
28	Risa	3	2	0	1	6
29	Santosa	5	0	1	0	6
30	Vicky	5	0	1	0	6
Total		129	21	19	11	180
Akurasi		86%		63%		
Akurasi Total		82,22%				

Lampiran 5 Hasil Uji Coba Pengenalan Individu dengan Kata Berbeda

<i>Chunk 128 Klaster 16 p=3.5</i>						
No	Nama	Data <i>Training</i>		Data <i>Testing</i>		Total
		Benar	Salah	Benar	Salah	
1	Afifah	41	9	6	4	60
2	Airin	35	15	5	5	60
3	Alvina	37	13	6	4	60
4	Astika	29	21	3	7	60
5	Ayu	31	19	4	6	60
6	Aza	45	5	8	2	60
7	Azimah	35	15	5	5	60
8	Bhara	41	9	7	3	60
9	Candra	30	20	7	3	60
10	Chakiem	23	27	3	7	60
11	Diana	28	22	3	7	60
12	Diva	26	24	5	5	60
13	Emi	35	15	8	2	60
14	Faiza	34	16	4	6	60
15	Fika	42	8	8	2	60
16	Ivan	31	19	5	5	60
17	Langga	23	27	3	7	60
18	Lisa	44	6	8	2	60
19	Mawar	40	10	6	4	60
20	Mega	43	7	7	3	60
21	Melynda	33	17	3	7	60
22	Metta	39	11	3	7	60
23	Muff	45	5	7	3	60
24	Neni	40	10	8	2	60
25	Nurma	42	8	7	3	60
26	Putri	35	15	6	4	60
27	Retno	40	10	8	2	60
28	Risa	39	11	7	3	60
29	Santosa	44	6	8	2	60
30	Vicky	42	8	7	3	60
Total		1092	408	175	125	1800
Akurasi		72,8%		58,33%		
Akurasi Total		70,39%				

BIODATA PENULIS



Bernama lengkap Gina Faaizatud Dini dengan nama panggilan Faaiza. Lahir di Kediri, 19 Maret 1996 dan tinggal di Kediri sejak tahun 1996. Jenjang pendidikan formal yang ditempuh yaitu SDN 1 Kawedusan (2001-2007), SMP Islam Gurah (2007-2010), SMAN 4 Kediri (2010-2013). Pada tahun 2013 penulis diterima di Jurusan Matematika ITS melalui jalur SNMPTN untuk menempuh pendidikan S1 selama empat tahun. Di Jurusan Matematika ITS penulis mengambil bidang minat ilmu komputer (Computer Science). Penulis juga aktif berorganisasi di KM ITS, yaitu staff Departemen Keputrian di Lembaga Dakwah Jurusan Matematika “Ibnu Muqhlah” (2015-2016), dan penyusun juga aktif dalam kepanitian acara tingkat Nasional yaitu Olimpiade Matematika ITS sebagai sekretaris I di dalam kampus. Penulis juga melaksanakan Kerja Praktek di PT. Infoglobal Teknologi Semesta. Jika ingin memberikan saran, kritik, dan pertanyaan mengenai Tugas Akhir ini, bisa menghubungi melalui email ginafaaiza@gmail.com. Semoga bermanfaat.