



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - TJ 141502

**KLASIFIKASI BAHASA ISYARAT INDONESIA BERBASIS SINYAL EMG
MENGUNAKAN FITUR *TIME DOMAIN* (MAV, RMS, VAR, SSI)**

Ifut Rahayuningsih
NRP 0721134000025

Dosen Pembimbing
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
Eko Pramunanto, ST., MT.

Departemen Teknik Komputer
Fakultas Teknologi Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



FINAL PROJECT - TJ 141502

**INDONESIAN SIGN LANGUAGE CLASSIFICATION BASED EMG
SIGNAL USING TIME DOMAIN FEATURES (MAV, RMS, VAR, SSI)**

Ifut Rahayuningsih
NRP 0721134000025

Supervisors
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
Eko Pramunanto, ST., MT.

Department of Computer Engineering
Faculty of Electrical Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2018

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul "**Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur *Time Domain* (MAV, RMS, VAR, SSI)**" adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Januari 2018



Ifut Rahayuningsih
NRP. 0721134000025

LEMBAR PENGESAHAN

Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur *Time Domain* (MAV, RMS, VAR, SSI)

Tugas Akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh: Ifut Rahayuningsih (NRP: 07211340000025)

Tanggal Ujian : 04 Januari 2018

Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh:

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
NIP: 197605052008121003

(Pembimbing I)

(Pembimbing II)

Eko Pramunanto, ST., MT.
NIP: 19661203 1994121001

(Penguji I)

Prof. Dr. Ir. Yoyon K. Suprpto, M.Sc.
NIP: 195409251978031001

(Penguji II)

Mochamad Hariadi, ST., M.Sc., Ph.D.
NIP: 196912091997031002

(Penguji III)

Dr. Supeno Mardi Susiki N., ST., MT.
NIP: 196906131997021003

Mengetahui
Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP: 196907301995121001

ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Ifut Rahayuningsih
Judul Tugas Akhir : Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur *Time Domain* (MAV, RMS, VAR, SSI)
Pembimbing : 1. Dr.Adhi Dharma Wibawa, ST.,MT.
2. Eko Pramunanto, ST., MT.

Penggunaan kamera yang dipakai sebagai *input* media bantu untuk pengenalan bahasa isyarat masih bergantung pada kondisi lingkungan. Sinyal EMG merupakan sinyal yang berasal dari pembacaan aktivitas otot tangan, sehingga sinyal EMG tidak bergantung pada kondisi lingkungan. Oleh karena itu sinyal EMG dapat dimanfaatkan untuk mengenali gerakan bahasa isyarat. Agar dapat digunakan untuk mengenali sebuah gerakan, komputer memerlukan sebuah mekanisme standar dan logis. Permasalahan utama yang terjadi dalam pengenalan gerakan adalah bagaimana cara menghasilkan data yang representatif dan konsisten terhadap sampel gerakan. Sinyal EMG hasil perekaman akan dilakukan proses ekstraksi fitur berdasarkan *time domain feature* dengan metode MAV, RMS, VAR dan SSI. Hasil ekstraksi fitur tersebut akan digunakan sebagai *input* klasifikasi menggunakan metode *naive bayes*. Gerakan bahasa isyarat yang dikenali pada penelitian ini ada 20 gerakan. Hasil akurasi pengenalan gerakan antara data *training* diujikan terhadap data baru dengan perbandingan data 50:50 yaitu sebesar 79%. Jumlah perbandingan data *training* yang optimal digunakan untuk pengenalan 20 gerakan Bahasa isyarat Indonesia adalah $\geq 50\%$ dari total data sampel dimana berada pada rata-rata 80%.

Kata Kunci : Bahasa Isyarat, *Electromyography*, *time domain features*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Ifut Rahayuningsih
Title : *Indonesian Sign Language Classification Based EMG Signal Using Time Domain Features (MAV, RMS, VAR, SSI)*
Advisors : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
2. Eko Pramunanto, ST., MT.

The use of camera as an media helper input for sign language recognition is still dependent on the environmental conditions. EMG signal is the signal that comes from hand muscle activity reading, so that the EMG does not depend on environmental conditions. EMG signal, therefore can be utilized to identify the movements of sign language. In order to be used to recognize a movement, the computer requires a standard mechanism and logical. The main problem that occurs in the recognition of the movement is how to generate data that is representative and consistent against the sample movement. EMG signals were the result of the recording will be performed the extraction process based on time domain features using MAV, RMS, VAR, and SSI. The result of the extraction of these features will be used as input classification using the naive bayes method. There will be 20 chosen movements of the sign language that can be recognized. Accuracy results between training data and the data to be tested using untrained data that is off 79%. The number of optimal training data comparison is used for the introduction of 20 movements of Indonesia sign language is $\geq 50\%$ of the total sample data which are on average 80%.

Keywords : Sign Language, Electromyography, Time domain Features

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul **Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Sinyal EMG Menggunakan Fitur *Time Domain* (MAV, RMS, VAR, SSI)** sesuai dengan batas waktu yang telah ditentukan guna memenuhi salah satu syarat kelulusan Program Sarjana Teknik Komputer, ITS

Dalam pengerjaannya, tugas akhir ini dapat terselesaikan karena bantuan dari berbagai pihak. Oleh sebab itu penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Keluarga, Ibu, dan Ayah yang telah memberikan dorongan spiritual dan material dalam penyelesaian buku penelitian ini.
2. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT. selaku Kepala Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
3. Bapak Dr.Adhi Dharma Wibawa, ST.,MT. dan Bapak Eko Pramunanto, ST., MT. atas bimbingan, nasehat, dan motivasi yang diberikan selama mengerjakan tugas akhir ini.
4. Dosen-dosen Teknik Komputer atas ilmu dan bimbingan yang telah diberikan selama kuliah.
5. Rizqi Nur Alfian yang selalu ada dan mendukung untuk menyelesaikan penelitian ini.
6. Teman-teman Asisten B401 Laboratorium Komputasi Multimedia yang selalu menemani dan memberikan semangat dalam pengerjaan tugas akhir ini
7. Reza Andriyunanto yang selalu memberikan motivasi dan melonggarkan waktu mengerjakan tugas akhirnya demi membantu mengerjakan tugas akhir penulis
8. Umen, Hasibun, Belly, Ima yang selalu menghapus air mata penulis dan menggantikannya dengan senyuman
9. Sukma, Selyna dan Novita sebagai *partner* satu bimbingan yang saling membantu dan menguatkan
10. Teman-teman mantan kelas IPA 3 terutama Febrika, Megani-sa, Lupita dan Aisyah yang selalu memberikan semangat dan motivasi dari kejauhan.

11. Semua pihak yang telah membantu terselesaikannya tugas akhir ini, mohon maaf tidak bisa menyebutkannya satu per satu dan terimakasih atas dukungan yang diberikan.

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin.

Surabaya, Januari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR NOMENKLATUR	xiii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan masalah	3
1.5 Sistematika Penulisan	3
2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Bahasa Isyarat	5
2.1.1 Lingkup SIBI	6
2.1.2 Tata Makna SIBI	7
2.1.3 Pemilihan Kata	7
2.2 <i>Electromyography</i>	8
2.2.1 Proses Timbulnya Sinyal EMG	9
2.2.2 Gangguan pada Sinyal EMG	10
2.2.3 <i>Forearm Muscle</i>	11
2.2.4 <i>Myo Armband</i>	13
2.2.5 Posisi <i>Myo Armband</i> Pada <i>Forearm Muscle</i>	14
2.2.6 <i>Noise Level</i>	16
2.3 <i>Time Domain</i>	16
2.4 Naive Bayes	18
2.4.1 Algoritma <i>Gaussian</i> Pada <i>Naive Bayes</i>	19

2.5	<i>Confusion Matrix</i>	20
3	DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	23
3.1	Desain Sistem	23
3.2	Implementasi Sistem	24
3.2.1	Pengambilan Data	24
3.2.2	<i>Pre-processing</i>	29
3.2.3	Ekstraksi Fitur	29
3.2.4	Klasifikasi	31
3.2.5	Pengujian	32
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	33
4.1	Metode Pengujian	33
4.2	Hasil dan Pembahasan	34
4.2.1	Data Sinyal EMG	34
4.2.2	Pre-Processing	39
4.2.3	Ekstraksi Fitur	41
4.3	Klasifikasi dan Hasil Pengujiannya	46
4.3.1	Pengujian terhadap perbandingan jumlah data <i>training</i> dan data <i>testing</i>	54
4.3.2	Pengujian terhadap pengaruh fitur	57
5	PENUTUP	61
5.1	Kesimpulan	61
5.2	Saran	62
	DAFTAR PUSTAKA	63
	LAMPIRAN	65
.1	L1. LAMPIRAN I	65
.2	L2. LAMPIRAN II	66
.3	L3. LAMPIRAN III	71
	Biografi Penulis	81

DAFTAR GAMBAR

2.1	Contoh gerakan SIBI [1]	7
2.2	Contoh gerakan SIBI [1]	8
2.3	<i>Forearm muscle</i> [2]	12
2.4	<i>Myo armband</i> [3]	13
2.5	Otot lengan bawah pada <i>myo armband</i> [4]	15
3.1	Blok diagram penelitian	23
3.2	Tampilan aplikasi akuisisi data	25
3.3	Urutan pengambilan data	25
3.4	Gerakan yang diujikan	27
3.5	Gerakan yang diujikan	28
3.6	Titik mulai dan berakhir perhitungan nilai fitur	30
3.7	Contoh tabel hasil ekstraksi fitur sinyal EMG	31
4.1	Visualisasi RAW sinyal EMG gerakan angka 1	35
4.2	Visualisasi RAW sinyal EMG gerakan angka 2	36
4.3	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 1	37
4.4	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 2	37
4.5	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 3	37
4.6	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 4	38
4.7	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 5	38
4.8	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 6	38
4.9	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 7	39
4.10	Visualisasi RAW sinyal EMG pada <i>channel</i> 8	39
4.11	Sinyal pada tahap <i>pre-processing</i>	40
4.12	Contoh hasil ekstraksi pada fitur MAV	41
4.13	Rentang fitur MAV untuk klasifikasi	42
4.14	Visualisasi nilai pada fitur MAV gerakan '2'	43
4.15	Visualisasi nilai pada fitur RMS gerakan '2'	44
4.16	Visualisasi nilai pada fitur VAR gerakan '2'	44
4.17	Visualisasi nilai pada fitur SSI gerakan '2'	45
4.18	Visualisasi nilai pada fitur MAV gerakan '1'	46
4.19	Grafik nilai fitur MAV pada isyarat '2' dan '3'	51
4.20	Visualisasi nilai pada fitur SSI gerakan '2'	52

4.21	Perbandingan hasil akurasi dataset yang diujikan dengan dataset dan data baru	53
4.22	Hasil akurasi terhadap perbandingan jumlah data <i>training</i> dan data <i>testing</i>	55
1	Rentang fitur MAV untuk klasifikasi	67
2	Rentang fitur RMS untuk klasifikasi	68
3	Rentang fitur VAR untuk klasifikasi	69
4	Rentang fitur SSI untuk klasifikasi	70

DAFTAR TABEL

2.1	<i>Confusion matrix</i> untuk dua kelas	20
4.1	Contoh 10 baris dari dataset	34
4.2	<i>Confusion matrix</i> data <i>training</i> diujikan dengan data <i>training</i>	48
4.3	<i>Confusion matrix</i> data <i>training</i> diujikan dengan data uji baru	49
4.4	Skenario pengujian terhadap perbandingan jumlah data	54
4.5	Hasil akurasi menggunakan 3 fitur	58
4.6	Hasil akurasi menggunakan 2 fitur	59
4.7	Hasil akurasi menggunakan 1 fitur	60
1	Daftar kode kelas	65
2	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 40 dan data <i>testing</i> 360	72
3	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 80 dan data <i>testing</i> 320	73
4	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 120 dan data <i>testing</i> 280	74
5	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 160 dan data <i>testing</i> 240	75
6	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 200 dan data <i>testing</i> 200	76
7	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 240 dan data <i>testing</i> 160	77
8	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 280 dan data <i>testing</i> 120	78
9	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 320 dan data <i>testing</i> 80	79
10	<i>Confusion matrix</i> menggunakan data <i>training</i> 360 dan data <i>testing</i> 40	80

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOMENKLATUR

N	=	Jumlah data
n	=	indeks iterasi
x_n	=	data pada iterasi ke- n
\bar{x}	=	nilai rata-rata
X	=	data dengan kelas yang belum diketahui
Y	=	hipotesis data merupakan suatu kelas spesifik
X_i	=	nilai fitur X pada iterasi ke i
$P(Y X)$	=	probabilitas data dengan vektor X pada kelas Y
$P(Y)$	=	probabilitas awal kelas Y
$P(X_i Y)$	=	probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X
$P(X)$	=	probabilitas X
i	=	indeks iterasi fitur
σ_c^2	=	<i>variance</i>
m	=	ukuran sampel fitur
σ_c	=	standar deviasi
μ_c	=	<i>mean</i>
π	=	konstanta pi (3,14159265358979323846)
e	=	bilangan Euler, basis logaritma natural (2,71828 18284 59045 23536 02874 71352)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

1.1 Latar belakang

Dalam berkomunikasi sehari-hari orang difabel sangat bergantung pada penggunaan bahasa isyarat. Salah satu cara yang berhasil diterapkan untuk mengenali bahasa isyarat yaitu menggunakan teknik *computer vision* [5] dimana teknik ini menggunakan bantuan kamera untuk menangkap gerakan bahasa isyarat kemudian menggunakannya sebagai *input*. Kelemahan dari teknik ini adalah masukan yang diberikan sangat bergantung pada kondisi lingkungan terutama pada intensitas cahaya di sekitar. Kondisi pencahayaan di dalam atau di luar ruangan sering berubah-ubah, sehingga kamera akan sulit menangkap gerakan tersebut.

Myo armband merupakan alat yang mampu menangkap gerakan tangan yang bekerja berdasarkan prinsip *electromyograph* (EMG) yaitu mengambil gerakan berdasarkan aktivitas otot tangan ketika sedang berkontraksi dan relaksasi. Karena sinyal EMG merupakan hasil dari pembacaan aktivitas otot maka sinyal EMG tidak berpengaruh pada kondisi lingkungan. Kelebihan dari *myo armband* adalah mampu membaca aktivitas kecil seperti pada gerakan jari dimana gerakan tersebut tidak bisa dibedakan oleh kamera.

Berdasarkan jurnal *Evaluating Sign Language Recognition Using the Myo Armband* [5], *myo armband* dapat digunakan untuk merekam gerakan isyarat tangan pada huruf LIBRAS (*Brazilian Sign Language*) kemudian memanfaatkan hasil perekaman sinyal untuk menerjemahkan gerakan isyarat bahasa tersebut. Sedangkan menurut jurnal *SCEPTRE: A Pervasive, Non-Invasive, and Programmable Gesture Recognition Technology* [6], *myo armband* digunakan untuk menerjemahkan gerakan bahasa isyarat tangan pada bahasa ASL (*American Sign Language*). Oleh karena itu, pada penelitian ini *myo armband* akan diteliti kemungkinannya untuk mengklasifi-

kasikan gerakan bahasa isyarat Indonesia. Penggunaan *myo armband* melibatkan aktivitas otot lengan bawah saja, seperti menggerakkan jari-jari dan pergelangan tangan. Sehingga penerapan *myo armband* untuk Sistem Isyarat Bahasa Indonesia perlu dibatasi. Oleh karena itu, pada penelitian ini gerakan yang diteliti hanya gerakan yang melibatkan otot lengan bawah saja, yaitu gerakan-gerakan statis yang tidak memerlukan pergerakan lengan.

Pengenalan gerakan oleh komputer berbeda dengan pengenalan gerakan pada mata manusia. Agar komputer dapat digunakan untuk mengenali sebuah gerakan, maka komputer memerlukan sebuah mekanisme standar dan logis. Untuk mendapatkan data yang akurat dan konsisten dari setiap sampel, diperlukan suatu metode ekstraksi fitur. Fitur digunakan sebagai pembeda suatu gerakan dengan gerakan lainnya. Suatu fitur dapat dikatakan bagus apabila fitur tersebut memiliki tingkat pembeda yang tinggi. Hal ini menjadi perhatian karena sebagian besar tingkat keberhasilan klasifikasi dipengaruhi oleh data *input* yaitu berupa fitur. Dalam analisis sinyal EMG, pengambilan fitur dapat dilakukan dalam beberapa domain, yaitu *time domain features*, *frequency domain features* dan *time-frequency domain features*. Fitur yang sering digunakan dalam klasifikasi sinyal EMG biasanya berada dalam domain waktu, dimana fitur ini lebih cepat dalam hal kalkulasi karena tidak membutuhkan transformasi matematis. Oleh sebab itu, diperlukan penelitian dalam rangka mengetahui tingkat keberhasilan fitur *time domain* yang diterapkan untuk klasifikasi gerakan bahasa isyarat.

1.2 Permasalahan

Berdasarkan latar belakang, penggunaan kamera yang digunakan sebagai *input* media bantu untuk pengenalan bahasa isyarat masih bergantung pada kondisi lingkungan. Komputer memerlukan sebuah mekanisme standar dan logis dalam mengenali gerakan. Dengan adanya permasalahan tersebut, maka digunakanlah *myo armband* sebagai *device* perekam sinyal EMG dan diterapkan metode ekstraksi fitur *time domain* untuk menghasilkan data yang representatif dan konsisten terhadap gerakan.

1.3 Tujuan

Tujuan dari pengerjaan Tugas Akhir ini adalah mengklasifikasikan sinyal EMG dari gerakan bahasa isyarat menggunakan fitur *time domain* sehingga pada penelitian selanjutnya dapat digunakan sebagai *input* media bantu untuk mengenali gerakan bahasa isyarat Indonesia.

1.4 Batasan masalah

Untuk memfokuskan permasalahan yang akan diangkat maka dilakukan pembatasan masalah. Batasan-batasan masalah tersebut diantaranya adalah:

1. Data masukan berupa sinyal EMG dari delapan *channel* diambil menggunakan *Myo Armband*
2. Otot yang diteliti adalah otot lengan bawah
3. Data uji yang digunakan adalah 20 isyarat kata yang dipilih secara random dari sistem bahasa isyarat SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia)
4. Gerakan yang diujikan hanyalah gerakan statis
5. Isyarat yang diklasifikasikan adalah isyarat kata bahasa Indonesia yang dilakukan menggunakan satu tangan, yaitu tangan kanan
6. Pengklasifikasian yang dilakukan adalah kata yang berdiri sendiri dan bukan untuk kata dalam rangkaian kata-kata yang membentuk kalimat
7. Keluaran dari penelitian ini berupa hasil analisa metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan sinyal EMG sebagai media bantu untuk mengenali gerakan bahasa isyarat Indonesia. Sehingga, tidak sampai pada tahap implementasi pengenalan gerakan bahasa isyarat.

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian Tugas akhir ini tersusun dalam sistematika dan terstruktur sehingga mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca maupun seseorang yang ingin melanjutkan penelitian ini. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu :

1. BAB I Pendahuluan
Bab ini berisi uraian tentang latar belakang permasalahan,

penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan dan metodologi penelitian.

2. BAB II Dasar Teori

Pada bab ini berisi tentang uraian secara sistematis teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan yang dibahas pada penelitian ini. Teori-teori ini digunakan sebagai dasar dalam penelitian, yaitu informasi terkait *Electromyography*, bahasa isyarat, teknik-teknik *feature extraction*, metode klasifikasi *Naive Bayes* dan teori-teori penunjang lainnya.

3. BAB III Perancangan Sistem dan Implementasi

Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait eksperimen yang akan dilakukan, penjelasan mengenai program pengolahan data dan langkah-langkah data diolah hingga dapat mengenali sebuah fitur. Guna mendukung penjelasan tersebut digunakanlah blok diagram atau *work flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implementasi pada pelaksanaan tugas akhir.

4. BAB IV Pengujian dan Analisa

Bab ini menjelaskan tentang pengujian eksperimen yang dilakukan terhadap data dan analisisnya. Hasil klasifikasi akan ditunjukkan hasilnya pada bab ini dan dilakukan analisa tingkat akurasi terhadap hasil klasifikasi.

5. BAB V Penutup

Bab ini merupakan penutup yang berisi kesimpulan yang diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran dan kritik yang membangun untuk mengembangkan lebih lanjut juga dituliskan pada bab ini.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

2.1 Bahasa Isyarat

Salah satu bahasa yang dapat digunakan untuk menjembatani komunikasi dengan orang difabel, khususnya pada penderita tuna rungu dan tuna wicara adalah bahasa isyarat. Bahasa isyarat merupakan bahasa berbasis gerakan bahasa tubuh, gerakan bibir, ekspresi wajah, dan bukan suara lisan. Dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), bahasa isyarat artinya bahasa yang tidak menggunakan bunyi ucapan manusia atau tulisan di sistem perambangannya. Sama halnya dengan bahasa lisan, bahasa isyarat disetiap negara memiliki gerakan yang berbeda-beda. Bahkan disetiap daerah di Indonesia memiliki gerakan yang berbeda. Bahasa isyarat yang dikenal di Indonesia ada dua, yaitu SIBI dan BISINDO.

SIBI atau Sistem Isyarat Bahasa Indonesia merupakan sistem isyarat yang diakui oleh pemerintah Indonesia. Sistem isyarat ini digunakan secara resmi dalam pembelajaran di sekolah-sekolah. Gerakan bahasa Isyarat SIBI mengacu pada Kamus SIBI yang dibuat secara resmi oleh pemerintah dan mengadopsi dari *American Sign Language* (ASL). Bahasa SIBI tidak melibatkan ekspresi wajah dan menerapkan kosakata dan aturan tata bahasa kalimat Bahasa Indonesia baku. Pola kalimat SIBI lebih tersruktur dibandingkan bahasa isyarat lain. Hal ini menyebabkan SIBI cukup sulit untuk dipelajari bagi penderita tuna rungu atau tuna wicara sejak lahir.

Sedangkan BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia) merupakan bahasa isyarat yang lahir secara alamiah dalam suatu masyarakat. Bahasa isyarat ini menggunakan bentuk isyarat konseptual yang sangat berbeda dengan SIBI. Sehingga BISINDO lebih praktis dan mudah digunakan dalam komunikasi sehari-hari. Bahasa BISINDO menggunakan gerakan dua tangan dan ekspresi wajah sebagai pembeda makna suatu gerakan. Namun, BISINDO hanya menca-

kup kata-kata sederhana yang kosakatanya lebih terbatas dari pada bahasa SIBI. Untuk selanjutnya pengenalan gerakan pada penelitian ini, sistem isyarat yang digunakan adalah menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia yang melibatkan gerakan satu tangan dan akan dibahas pada sub-subbab selanjutnya.

2.1.1 Lingkup SIBI

Menurut Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia, berdasarkan pembentukannya isyarat dapat dibedakan menjadi:

1. Isyarat pokok, ialah isyarat yang melambangkan inti/pokok dari sebuah kata. Isyarat ini dibentuk dengan berbagai macam penampil, tempat, arah dan frekuensi. Contoh isyarat pokok adalah 'makan', 'lempar', 'lari', dll.
2. Isyarat tambahan, ialah isyarat yang melambangkan imbuhan meliputi awalan, akhiran atau partikel. Agar dapat mempunyai makna isyarat tambahan tidak dapat berdiri sendiri dan harus digabung dengan isyarat pokok. Contoh isyarat tambahan adalah me-, di-, ber-, -an, dll.
3. Isyarat bentukan, ialah isyarat gabungan antara isyarat pokok dan isyarat tambahan yang membentuk makna baru. Dengan kata lain, isyarat gabungan merupakan penggabungan dua atau lebih isyarat. Contoh isyarat gabungan:
 - (a) Isyarat pokok dengan isyarat tambahan, misalnya berlari, ber-lari-an, me-lempar, di-makan, dll.
 - (b) Isyarat kata ulang, misalnya berkali-kali, anak-anak, dll.
 - (c) Isyarat kata gabung, misalkan rumah makan, pasar malam, sepeda roda tiga, dll.
4. Abjad jari, ialah isyarat yang dibentuk dengan jari-jari untuk mengeja huruf atau angka. Abjad jadi digunakan untuk :
 - (a) Mengisyaratkan nama diri
 - (b) Mengisyaratkan singkatan atau akronim, dan
 - (c) Mengisyaratkan kata belum ada isyaratnya.

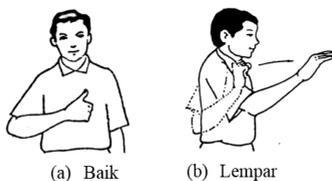
2.1.2 Tata Makna SIBI

Makna kata dalam sistem isyarat pada umumnya dimunculkan dalam konteks atau situasi komunikasi.

1. Kata yang tergolong sinonim (kata yang berbeda tetapi makna sama) diisyaratkan dengan tempat, arah dan frekuensi yang sama tetapi dengan penampil yang berbeda. Misalkan kata 'cantik', 'indah', 'indah', dll.
2. Kata yang tergolong antonim (kata dengan makna berlawanan) diisyaratkan dengan penampil yang sama tetapi dengan arah gerakan yang berbeda. Misalkan kata 'kanan - kiri', 'pulang - pergi', 'keluar - masuk', dll.
3. Kata yang tergolong polisemi (kata dengan makna lebih dari satu) diisyaratkan diisyaratkan dengan kata yang sama. Misalkan kata 'bisa' pada kalimat 'Ibu terkena bisa ular' dengan kalimat 'ibu tidak bisa tidur'.

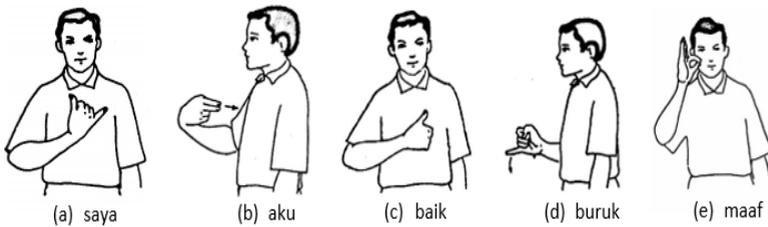
2.1.3 Pemilihan Kata

Makna dari sebuah gerakan bahasa isyarat dapat dibedakan dari bentuk tangan dan dari pergerakan lengan. Gerakan bahasa isyarat dibedakan menjadi dua, yaitu gerakan statis dan gerakan dinamis. Gerakan statis merupakan gerakan bahasa isyarat yang tidak melibatkan perubahan bentuk tangan atau pergerakan lengan. Sedangkan gerakan dinamis adalah gerakan bahasa isyarat yang melibatkan perubahan bentuk tangan atau pergerakan lengan. Perbedaan gerakan statis dan dinamis dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1: Contoh gerakan SIBI [1]

Gerakan bahasa isyarat merupakan representasi dari sebuah bahasa yang diisyaratkan sehingga gerakan-gerakan yang dilakukan cukup kompleks. Oleh karena itu, gerakan bahasa isyarat banyak menggunakan gerakan dinamis. Gerakan statis banyak digunakan pada huruf (kecuali huruf k dan z), angka dasar (kecuali 0 dan 10) dan beberapa kata, seperti kata 'aku', 'baik', 'buruk', dll. Adapun pemilihan kata pada pengerjaan Tugas Akhir ini adalah menggunakan gerakan statis. Contoh dari gerakan SIBI dapat diamati pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2: Contoh gerakan SIBI [1]

2.2 *Electromyography*

Electromyography (EMG) merupakan teknik untuk membaca dan memantau aktivitas sinyal bioelektrik yang diproduksi oleh otot skeletal[8]. Alat yang digunakan untuk merekam sinyal otot tersebut dinamakan *electromyograph*. Proses memperoleh sinyal EMG dapat dilakukan dengan cara meletakkan elektrode langsung pada permukaan kulit luar otot yang diamati. Elektrode berfungsi sebagai media *receiver* sinyal dari respon otot. Sinyal yang ditangkap meliputi keseluruhan area yang diberikan elektrode. Sebab proses kontraksi dan relaksasi tiap-tiap otot gerak pada area tertentu tidak bersamaan, maka sinyal yang ditangkap berbentuk sinyal acak. Ada dua jenis elektrode yang digunakan untuk mengukur sinyal EMG, yaitu elektrode jarum (*intramuscular*) dan elektrode permukaan (*surface*)[9]. Elektrode jarum digunakan untuk mengukur aktivitas unit motoris tunggal yang diletakkan tepat pada otot tunggal yang akan diteliti. Sedangkan elektrode permukaan digunakan untuk mengukur sejumlah unit motoris yang diletakkan pada area otot tertentu.

Jenis elektrode yang sering digunakan dalam bidang peneliti-

an adalah elektrode permukaan, karena mudah dalam pemasangannya, nyaman digunakan dan tidak terlalu mengganggu aktivitas dari orang yang diteliti. Perekat pada elektrode permukaan mudah lepas sehingga elektrode ini digunakan sekali pakai. Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis menggunakan jenis elektrode permukaan yang sudah ada dipasaran yaitu *Myo Armband* yang akan dijelaskan pada sub-subbab selanjutnya.

Sinyal EMG memiliki frekuensi antara $20Hz$ sampai dengan $500Hz$, tegangan $0 - 10mv$, dan terdapat amplitudo yang tinggi apabila terjadi kontraksi pada otot. Amplitudo sinyal EMG berkisar antara μV sampai mV tergantung pada beberapa faktor, seperti jenis dan kondisi otot, penempatan elektroda dan jenis elektroda yang digunakan selama proses penelitian.

2.2.1 Proses Timbulnya Sinyal EMG

Sinyal EMG timbul melalui beberapa proses, yaitu[10]:

1. *Resting Membrane Potential*

Sistem saraf pada tubuh manusia menggunakan perbedaan ion untuk berkomunikasi. Perbedaan konsentrasi ion pada saat istirahat antara serabut otot dalam dan luar kira-kira sebesar $90mV$ dan menimbulkan transportasi ion (*ion pumps*). Transportasi ion pada serabut saraf dapat diukur dengan menggunakan elektroda.

2. *Muscle Fiber Action Potential*

Munculnya beda potensial aksi pada serabut otot terjadi ketika potensial aksi menjalar di sepanjang *axon* serabut otot. Kemudian pada sambungan *neuromuscular* akan dikeluarkan *neuro transmitter acetylcholine* yang dapat menimbulkan perbedaan potensial aksi pada serabut otot. Perbedaan potensial antara dalam dan luar serabut otot yang semula sekitar $-90mV$ berubah menjadi sekitar $20-50mV$, sehingga terjadi kontraksi serabut otot. Potensial aksi ini akan menjalar pada membran serabut otot. Sinyal yang dihasilkan dapat diukur jika sebuah serabut otot dalam keadaan aktif, hal ini disebut *Muscle Fiber Action Potential* (MFAP).

3. **Potensial Aksi Unit Motor**

Aktivasi dari sebuah neuron motor alpha menyebabkan kontraksi serabut otot yang menimbulkan potensial aksi membentuk sinyal listrik. Sinyal listrik ini disebut sebagai potensial aksi unit motor (MUAP) yang diukur ketika sebuah unit motor diaktivasi.

4. **Pengukuran Sinyal EMG**

Sinyal EMG yang dihasilkan berasal dari beberapa unit motor dan didefinisikan sebagai jumlah dari semua MUAP ditambah *noise* dan *artefact*. Sinyal EMG direkam menggunakan elektrode yang diletakkan di atas otot yang diteliti. Ada beberapa tipe elektrode yang digunakan untuk mengukur sinyal EMG, yaitu elektrode jarum, fine-wire electrodes, dan surface electrodes. Elektrode mengambil tegangan yang dihasilkan oleh kontraksi serat otot.

2.2.2 **Gangguan pada Sinyal EMG**

Sinyal EMG merupakan sinyal bioelektrik sehingga sinyal yang terekam dipengaruhi oleh *noise* atau gangguan yang terkandung didalamnya. Oleh karena itu, proses analisa dan klasifikasi sinyal EMG tergolong sulit dan rumit karena pola sinyal yang dipengaruhi sifat anatomi dan fisiologis otot. *Noise* pada sinyal EMG dikategorikan dalam beberapa jenis sebagai berikut [9]:

1. Gangguan alat elektronik

Setiap jenis peralatan elektronik selalu menghasilkan *noise* listrik dengan frekuensi yang dihasilkan berkisar dari 0 Hz sampai beberapa ribu Hz.

2. Gerakan artifak

Gerakan artifak adalah gangguan yang dihasilkan oleh gerak kabel yang menghubungkan elektroda ke amplifier dan elektroda dengan kulit. Gerakan artifak juga dapat terjadi karena perbedaan potensial pada kulit. Besar frekuensi yang dihasilkan oleh gangguan jenis ini biasanya berkisar antara 1 - 10 Hz dan memiliki tegangan sebanding dengan amplitudo dari sinyal asli EMG. Cara yang dapat dilakukan untuk menghilangkan gangguan ini adalah dengan menggunakan lapisan gel

konduktif sebagai elektroda tersembunyi pada permukaan kulit dan elektroda.

3. *Cross talk*

Dikatakan sebagai *noise cross talk* apabila sinyal EMG yang diperoleh dari otot yang tidak diteliti sehingga dapat mempengaruhi informasi sinyal. Bentuk sinyal *cross talk* berbeda dengan sinyal yang terdeteksi secara langsung pada permukaan otot yaitu memiliki *bandwith* yang lebih luas. Terjadinya *cross talk* dipengaruhi oleh parameter fisiologis seperti ketebalan lemak, generasi dari sinyal tidak merambat karena hilangnya potensi aksi intraseluler pada tendon yang dapat diminimalkan dengan memperhitungkan ukuran dan jarak elektroda terhadap kulit.

4. Elektromagnetik

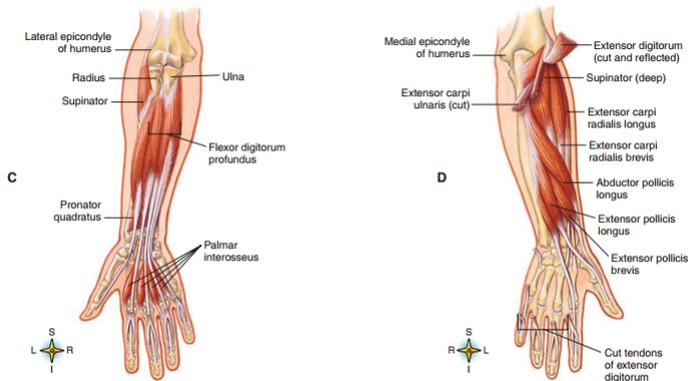
Radiasi elektromagnetik menjadi salah satu jenis gangguan dengan nilai amplitudo mencapai tiga kali lebih besar dari sinyal EMG. Radiasi elektromagnetik timbul karena tubuh manusia yang terus menerus dialiri oleh listrik dan magnet. Untuk menghilangkannya dapat menggunakan metode *High Pass Filter* jika frekuensi *noise* sangat tinggi.

2.2.3 *Forearm Muscle*

Forearm atau lengan bawah merupakan wilayah yang mengacu antara siku dan pergelangan tangan. Lengan bawah dibagi menjadi dua bagian yaitu *ventromedial* atau *flexor* dan *dorsalateral* atau *extensor*. Otot lengan bawah dipisahkan menjadi bagian anterior (fleksor pergelangan tangan dan jari-jari pronator) dan bagian posterior (ekstensor pergelangan tangan dan jari dan supinator).

Secara umum, dimensi tubuh dibagi menjadi dua bagian, yaitu bagian atas (*upper extremity*) dan bagian bawah (*lower extremity*). Otot-otot *upper extremity* adalah otot yang menempel pada skapula ke dada dan berpengaruh terhadap Bergeraknya lengan bawah, pergelangan tangan, dan tangan. Bagian tubuh yang termasuk *upper extremity*, yaitu kepala, tangan, lengan atas, lengan bawah, bahu, *aksilla*, *regio pectoral*, *skapula*[11]. Otot yang menggerakkan lengan bawah terletak disepanjang *humerus*, meliputi: *brachii triceps*, *bra-*

chii biceps, brakialis dan brakioradialis. Terdapat lebih dari 20 otot yang menyusun otot lengan bawah yang berfungsi untuk menggerakkan pergelangan, tangan, dan jari[11]. Secara umum otot penyusun lengan bawah ditampilkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3: *Forearm muscle* [2]

Dibawah ini merupakan otot-otot yang menyusun lengan bawah:

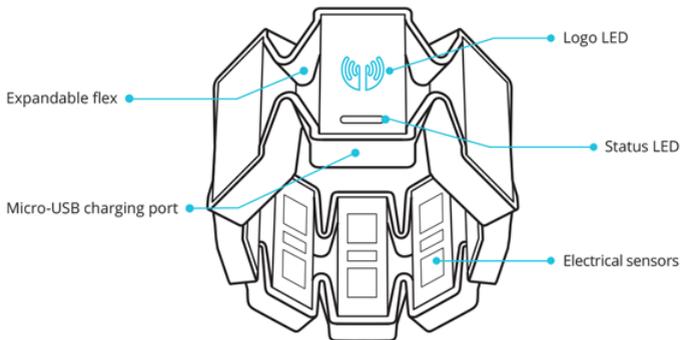
1. *Superficial compartment* (kompartemen dangkal)
Lapisan *Superficial* dari lengan posterior berisi tujuh otot yang berasal dari tendon umum *epikondilus lateral*. Empat dari otot-otot tersebut adalah *Ekstensor karpi radialis brevis*, *Ekstensor digitorum*, *extensor carpi ulnaris*, dan *Ekstensor digiti minimi*. Sedangkan otot-otot dangkal di *compartement anterior* adalah *flexor carpi ulnaris*, *palmaris longus*, *fleksor carpi radialis* dan *pronator teres*. Semua berasal dari tendon *epikondilus medial humerus*.
2. *Intermediate Compartment* (Kompartemen Menengah)
Flexor digitorum superfisialis adalah satu-satunya penyusun otot kompartemet tengah, digolongkan sebagai otot dangkal. Median saraf dan *arteri ulnaris* melewati antara dua pangkal lengan hingga posterior.

3. *Deep Compartement* (Kompartemen Dalam/Jauh)

Terdapat tiga otot penyusun pada bagian anterior dalam, yaitu *flexor digitorum profundus*, *flexor pollicis longus*, dan *pronator quadratus*.

2.2.4 *Myo Amrband*

Myo armband merupakan *wearable device* yang dikembangkan oleh Thalmic Lab pada tahun 2013 yang menggunakan sensor EMG dan dikombinasikan dengan sensor IMU meliputi giroskop, akselerometer, dan magnetometer untuk mengenali gerakan. Elektrode yang digunakan pada *myo armband* adalah jenis elektrode permukaan (*surface elektrode*). Alat ini lebih mudah digunakan, lebih efektif, jangka waktu pemakaian lama, dan dapat digunakan oleh siapa saja tanpa harus melakukan kalibrasi terlebih dahulu. Gambar 2.4 merupakan wujud dari *myo armband*. Terlihat pada Gambar 2.4 tersebut bagian-bagian dari *myo armband* adalah logo LED, status LED, *port Micro-USB* dan sensor EMG.



Gambar 2.4: *Myo armband* [3]

Myo armband membaca aktivitas listrik otot lengan bawah melalui kedelapan sensornya. *Myo armband* juga dilengkapi dengan data *Inertial Measurement Unit* (IMU) melalui akselerometer, giroskop dan magnetometer. Alat ini dapat digunakan untuk mengontrol suatu alat secara *wireless* atau secara jarak jauh. Ada dua jenis tipe data keluaran dari *myo armband*, yaitu

1. Data Spasial

Data spasial merupakan data yang disediakan oleh sensor IMU yang berupa *raw accelerometer data*, *raw gyroscope data*, dan *orientation data*. Data spasial memberikan informasi mengenai posisi relatif, kecepatan, akselerasi dari gerakan motor.

2. Data Gestural

Data gestural merupakan data yang disediakan oleh sensor EMG. Data ini berisi informasi gerakan tangan yang dilakukan pengguna, misalkan gerakan tangan menggenggam, meregangkan jari, dll.

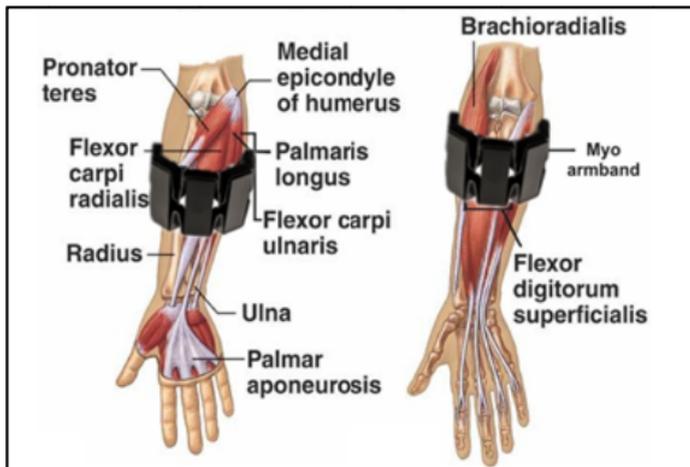
Sensor EMG pada *myo armband* digunakan untuk merekam aktivitas sinyal otot *muscle sensing* yang dapat digunakan untuk membantu menentukan konfigurasi jari dan sensor IMU digunakan untuk *tracking motion*. Sehingga, selain dapat digunakan untuk merekam gerakan tangan, *myo armband* dapat digunakan untuk mendeteksi posisi lengan. Secara *default Myo armband* mampu mengenali lima gerakan tangan (menggenggam, geser kekiri, geser kekanan, merentangkan jari dan *double-tap*) yang dapat dimanfaatkan bersamaan dengan data IMU untuk mengontrol aplikasi. *Myo armband* menyediakan data EMG mentah pada frekuensi 200 Hz, terdiri dari *timestamp* dan range nilai tiap sensor -128 hingga 128.

Myo Armband mampu membedakan perbedaan gerakan jari dan arah putaran tangan dengan cara mengukur perbedaan pola impuls listrik yang dihasilkan oleh gerakan tangan menggunakan *inertial sensor*. *Myo armband* banyak digunakan untuk kontrol game, musik, drone, presentasi dan kontrol multimedia lainnya.

2.2.5 Posisi *Myo Armband* Pada *Forearm Muscle*

Pengambilan sinyal EMG menggunakan *myo armband* diletakkan pada otot lengan bawah. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan perbedaan yang signifikan ketika tangan sedang melakukan gerakan. *Myo armband* tidak mendukung pembacaan sinyal pada otot kaki. Pengguna dapat memosisikan *myo armband* pada kaki, namun data yang dihasilkan hanya berupa data spasial yang berasal dari sensor IMU. Elektrode *myo armband* diposisikan secara *circular*. Konfigurasi elektrode *myo* yaitu *channel 4* yang memiliki marker biru diikuti *channel 3* searah jarum jam dan *channel*

5 berlawanan arah jarum jam. Marker biru (*channel 4*) mempunyai lempengan elektrode yang lebih besar jika dibandingkan dengan lempengan elektrode lain. Otot utama yang dicakup adalah otot *Extensor Digitorum* dan *Flexor Digitorum*. Otot tersebut adalah otot yang menggerakkan pergelangan tangan, jari telunjuk, jari tengah, jari manis dan kelingking. Posisi *myo armband* pada otot lengan bawah dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5: Otot lengan bawah pada *myo armband*[4]

Berikut merupakan daftar urutan *channel* dan otot dibawahnya:

1. *Channel 1* adalah otot *Flexor Carpi Ulnaris*
Fungsi dari otot *Flexor Carpi Ulnaris* adalah untuk membantu gerakan fleksi (menekuk dan membengkokkan) dan adduksi (gerakan mendekati tubuh) pergelangan tangan.
2. *Channel 2* adalah otot *Extensor Carpi Ulnaris*
Otot *Extensor Carpi Ulnaris* merupakan otot yang terletak pada lengan bawah yang berfungsi pada pergerakan pergelangan tangan.
3. *Channel 3* adalah otot *Extensor Carpi Radialis*

Otot *Extensor Carpi Radialis* terletak disebelah *brachioradialis*. Otot ini merupakan salah satu dari lima otot utama yang membantu menggerakkan pergelangan tangan.

4. *Channel 4* adalah otot *Flexor Digitorum Superficialis*
Otot *Flexor Digitorum Superficialis* berperan dalam gerakan fleksi jari-jari tangan
5. *Channel 5* adalah otot *Brachioradialis*
Otot *Brachioradialis* terletak dibagian atas lengan bawah dekat siku. Peran otot ini adalah membantu gerakan memutar lengan bawah.
6. *Channel 6* adalah otot *Flexor Carpi Radialis*
Otot *Flexor Carpi Radialis* berperan untuk menggerakkan pergelangan tangan
7. *Channel 7* adalah otot *Palmaris Longus*
Otot *Palmaris Longus* berperan membantu gerakan fleksi pergelangan tangan
8. *Channel 8* adalah otot *Flexor Digitorum Profundur*
Otot *Flexor Digitorum Profundur* berperan dalam gerakan fleksi jari-jari tangan

2.2.6 Noise Level

Data yang dihasilkan dari pengukuran sinyal EMG tidak berupa sinyal EMG murni melainkan masih mengandung *noise*. *Noise* berasal dari impedansi kulit dan *artifact*. *Noise* ini berupa sinyal EMG berfrekuensi rendah. Cara untuk mengurangi *noise* adalah dengan menggunakan metode *lowpass filter*. *Myo armband* dirancang menggunakan *idle filter* dimana akan mengabaikan data *streaming* setelah tidak digunakan selama 30 detik. Menurut Peter Konrad pada bukunya yang berjudul *The ABC of EMG* dijelaskan bahwa *noise level* hasil perekaman sinyal EMG tidak lebih dari 10-15 μV . Level *noise* pada *myo armband* jauh lebih rendah dari nilai *threshold* gerak manusia[12].

2.3 Time Domain

Ekstraksi fitur sangat diperlukan dalam proses klasifikasi sinyal EMG. Secara fisik, perbedaan antar gerakan dapat dengan mudah dibedakan oleh mata. Namun secara statistik atau matematis, perbedaan antar gerakan akan sulit dibedakan. Agar gerakan dengan

mudah dibedakan maka perlu dilakukan proses ekstraksi fitur setiap gerakan. Dalam analisis sinyal EMG, pengambilan fitur dapat dilakukan dalam beberapa domain, yaitu: *time domain features*, *frequency domain features* dan *time-frequency domain features*. Fitur yang sering digunakan dalam klasifikasi sinyal EMG biasanya berada dalam domain waktu begitu juga pada penelitian pada Tugas Akhir ini. Pengambilan fitur dalam domain waktu, sinyal digambarkan sebagai amplitudo dalam satuan waktu. Keuntungan menggunakan *time domain features* (TD) adalah TD mudah diimplementasikan untuk sinyal EMG. Waktu kalkulasi TD lebih cepat karena TD tidak membutuhkan transformasi matematis. Kelemahan dari fitur *time domain* adalah TD membangun struktur berdasarkan pada amplitudo sinyal EMG sehingga sangat sensitif terhadap *noise*. Berdasarkan sifat matematikanya, *time domain* dibagi menjadi empat jenis yaitu metode energi dan kompleksitas informasi, metode informasi frekuensi, metode model prediksi dan metode waktu ketergantungan. Fitur-fitur yang akan diambil dalam domain waktu antara lain:

1. *Mean Absolute Value* (MAV)

Mean Absolute Value (MAV) merupakan rata-rata sinyal absolut EMG. Dalam sinyal *surface* EMG, MAV digunakan untuk mendeteksi *onset*. Dengan diketahui bahwa banyaknya data sinyal merupakan N dan x_n merupakan sinyal EMG. MAV dihitung menggunakan persamaan 2.1

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n| \quad (2.1)$$

2. *Root Mean Square* (RMS)

Root Mean Square (RMS) dimodelkan sebagai amplitudo proses modulasi *Gaussian* random yang mana berhubungan dengan gaya konstan dan kontraksi *non-fatiguing*[13]. RMS dapat dihitung menggunakan persamaan 2.2

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2} \quad (2.2)$$

3. *Simple Square Integral* (SSI)

Simple Square Integral (SSI) atau integral *square* menggunakan energi dari sinyal EMG sebagai fitur. Fitur ini adalah jumlah dari nilai pangkat dua dari amplitudo sinyal EMG. Umumnya, parameter ini didefinisikan sebagai sebuah indeks energi[13]. Persamaan 2.3 merupakan persamaan untuk menghitung nilai SSI.

$$SSI = \sum_{n=1}^N |x_n|^2 \quad (2.3)$$

4. *Variance* (Var)

Variance adalah indeks daya yang lain. Umumnya, *variance* didefinisikan sebagai rata-rata dari nilai pangkat dua variabel deviasi. Namun, nilai mean dari sinyal EMG mendekati angka nol[13]. *Variance* dapat dihitung menghitung persamaan 2.4.

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 \quad (2.4)$$

2.4 Naive Bayes

Naive Bayes merupakan sebuah metode pengklasifikasian berdasarkan probabilitas sederhana dan dirancang untuk dipergunakan dengan asumsi bahwa antar satu kelas dengan kelas yang lain bersifat independen atau tidak saling tergantung[14]. Proses pembelajaran pada metode *naive bayes* lebih menekankan pada estimasi probabilitas. Keuntungan dari pendekatan ini yaitu pengklasifikasian akan mendapatkan nilai error yang lebih kecil ketika dataset berjumlah besar. Selain itu, klasifikasi *naive bayes* terbukti memiliki akurasi dari kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam basis data dengan jumlah besar.

Formulasi *naive bayes* untuk klasifikasi dapat dirumuskan pada

persamaan 2.5.

$$P(Y|X) = \frac{P(Y) \prod_{i=1}^N P(X_i|Y)}{P(X)} \quad (2.5)$$

Dimana:

$P(Y X)$:	probabilitas data dengan vektor X pada kelas Y
$P(Y)$:	probabilitas awal kelas Y (<i>prior probability</i>)
$\prod_{i=1}^N P(X_i Y)$:	probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X
$P(X)$:	probabilitas dari X

Besar probabilitas $P(X)$ selalu tetap sehingga pada perhitungan prediksi nantinya dapat diabaikan. Nilai yang dihitung adalah nilai $\prod_{i=1}^N P(X_i|Y)$ saja dengan memilih nilai yang terbesar sebagai kelas hasil prediksi atau yang biasa dikenal dengan sebutan *Maximum A Posteriori* (MAP) dimana MAP ini dinotasikan sebagai *hMAP*. Perhitungan MAP dapat dilakukan berdasarkan persamaan 2.6.

$$hMAP = \arg(\max(\prod_{i=1}^N P(X_i|Y))) \quad (2.6)$$

2.4.1 Algoritma *Gaussian* Pada *Naive Bayes*

Pada penelitian ini digunakan algoritma perhitungan *Gaussian* dengan asumsi bahwa nilai-nilai terus menerus berhubungan dengan kelasnya masing-masing yang didistribusikan menurut distribusi *Gaussian*. Karakteristik dari distribusi *gaussian* adalah memiliki dua parameter yaitu *mean* (μ) dan *variance* (σ^2). *Variance* dihitung untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data. Dimisalkan nilai *mean* adalah μ_c dan nilai standar deviasi adalah σ_c , sehingga nilai *variance* menjadi σ_c^2 . Rumus untuk menghitung *variance* suatu kelas dapat dilihat pada persamaan 2.7.

$$\sigma_c^2 = \frac{m \sum_i^m X_i^m - (\sum_i^m X_i)^2}{m(m-1)} \quad (2.7)$$

Dimana:

σ_c^2 : *variance*

X_i : nilai fitur X ke- i

m : ukuran sampel fitur

Kemudian hasil perhitungan *variance* tersebut kemudian dimasukkan ke rumus perhitungan yang digunakan dalam algoritma *gaussian*. Seperti yang ditunjukkan pada persamaa 2.8.

$$P(X_i|Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{-\frac{(X-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.8)$$

Dimana:

$P(X_i|Y)$: Probabilitas kelas Y dengan data baru X

σ_c^2 : Nilai *variance* pada kelas Y

X : Nilai pada fitur yang dicari kelasnya

μ_c : Nilai rata-rata pada kelas Y

Nilai *variance* dapat dihitung menggunakan persamaan 2.8, sedangkan nilai π dan e memiliki nilai yang mutlak. Setelah melakukan perhitungan tersebut, hasil kali dari $P(X_i|Y)$ dicari nilai terbesarnya. Kelas dengan nilai yang paling besar tersebut yang akan dipilih sebagai kelasnya.

2.5 *Confusion Matrix*

Confusion matrix digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. *Confusion matrix* berisi informasi detail mengenai hasil klasifikasi oleh sistem terhadap data *testing* yang telah diketahui kelasnya (aktual) dan biasanya disusun dalam bentuk matriks. *Confusion matrix* untuk dua buah kelas dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1: *Confusion matrix* untuk dua kelas

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Tabel 2.1 merupakan *confusion matrix* untuk dua kelas. Elemen pada diagonal utama (\searrow) menunjukkan jumlah data *testing* yang dikenali dengan benar, sedangkan yang diluar diagonal utama adalah data yang dikenali salah. TP (*True Positive*) merupakan jumlah prediksi benar untuk data *testing* positif. FN (*False Negative*) merupakan jumlah salah (sebagai negatif) untuk data *testing* positif. FP (*False Positive*) merupakan jumlah prediksi salah (sebagai positif) untuk data *testing* negatif. TN (*True Negative*) merupakan jumlah prediksi benar untuk data *testing* negatif. Beberapa instrumen pengukuran untuk mengevaluasi kinerja sistem yang tercantum pada *confussion matrix* adalah:

1. Presisi : Prosentase (rasio) prediksi positif yang benar
2. *Recall* : prosentase (rasio) data *testing* (aktual) positif yang diprediksi benar (sebagai positif)
3. Spesifitas : prosentase (rasio) data *testing* (aktual) negatif yang diprediksi benar (sebagai negatif)
4. Akurasi : prosentase (rasio) jumlah total prediksi benar

Pada penelitian ini instrumen pengukuran yang digunakan untuk mengukur kinerja sistem klasifikasi bahasa isyarat Indonesia adalah menggunakan akurasi.

Halaman ini sengaja dikosongkan

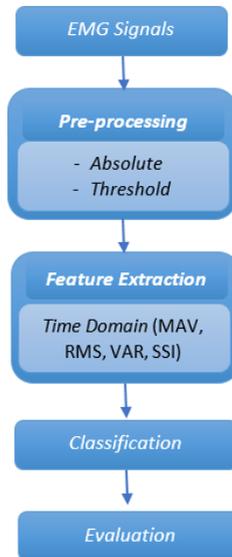
BAB 3

DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Penelitian ini dilaksanakan sesuai dengan desain sistem berikut dengan implementasinya. Desain sistem merupakan konsep dari pembuatan dan perancangan infrastruktur dan kemudian diwujudkan dalam bentuk blok-blok alur yang harus dikerjakan. Pada bagian implementasi sistem merupakan pelaksanaan teknis untuk setiap blok pada desain sistem.

3.1 Desain Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sinyal EMG dari gerakan bahasa isyarat Indonesia menggunakan fitur *time domain*. Adapun tahapan proses yang dikerjakan dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1: Blok diagram penelitian

Sinyal EMG dari aktivitas otot lengan bawah direkam menggunakan alat yang bernama *myo armband*. Sinyal *raw* hasil perekaman berupa sinyal acak dan masih mengandung *noise*, untuk itu sinyal akan diproses pada tahap *pre-processing* untuk menghilangkan *noise* rendah yang masih ikut dalam pembacaan data dengan menerapkan absolut dan nilai ambang batas (*threshold*). Hasil sinyal pada tahap *pre-processing* akan diambil pola karakteristik masing-masing gerakan di tahap ekstraksi fitur. Pengambilan fitur dilakukan dalam domain waktu (*time domain feature*) yang memperlihatkan nilai amplitudo sinyal EMG. Adapun fitur yang digunakan pada proses ekstraksi fitur yaitu *Mean Absolute Value* (MAV), *Root Mean Square* (RMS), *Variance* (VAR) dan *Simple Square Integral* (SSI). Nilai-nilai fitur yang sudah didapat, kemudian dikelompokkan berdasarkan vektor ruang fiturnya dan diklasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes*.

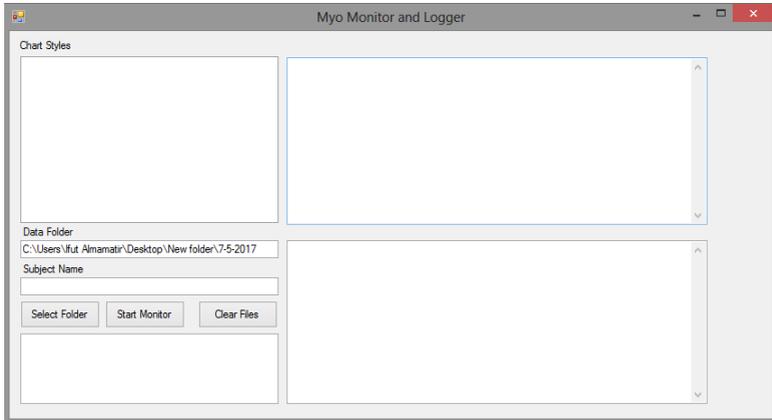
3.2 Implementasi Sistem

3.2.1 Pengambilan Data

Pada penelitian ini perekaman sinyal EMG dilakukan pada orang normal yang tidak memiliki gangguan otot. Jumlah responden yang digunakan sebagai subjek penelitian berjumlah satu orang. Sinyal EMG diambil menggunakan alat bernama *myo armband* yang diposisikan pada otot lengan bawah. Posisi *myo armband* pada otot lengan bawah dijelaskan secara rinci pada BAB 2. Pada saat pemasangan *myo armband* pada otot lengan bawah, perlu diperhatikan tata letaknya sesuai otot yang diteliti. Hal ini perlu dilakukan untuk mengurangi *noise* sinyal EMG dari otot yang tidak diinginkan. Sebelum mengambil gerakan, *myo armband* harus terkoneksi dengan aplikasi *myo armband* terlebih dahulu. *Myo armband* akan bergerak selama satu detik ketika *myo armband* sudah terkoneksi dengan aplikasi.

Setelah *myo armband* terkoneksi, kemudian setiap gerakan akan direkam menggunakan sebuah program. Pada program akuisisi data tersebut menggunakan bahasa C# dengan memanfaatkan SDK (*System Development Kits*) bawaan dari *myo armband*. Program akuisisi data digunakan untuk membaca data sensor selama melakukan gerakan isyarat, yang kemudian disimpan dalam sebuah file

CSV. Pada penelitian ini, data yang dibaca berupa hasil pembacaan sensor *surface EMG*. Pada program tersebut dikonfigurasi untuk merekam sinyal EMG dengan *sampling rate* 200Hz atau merekam sinyal sebanyak 200 data dalam 1 detiknya. Gambar antarmuka program aplikasi akuisisi data ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2: Tampilan aplikasi akuisisi data

Ciri dari bahasa isyarat adalah berdasarkan bentuk tangan dan pergerakan lengan. Gerakan yang diambil melibatkan sedikit gerakan agar data gerakan yang diperoleh lebih sederhana. Data diambil mulai dari gerakan istirahat hingga istirahat kembali pada satu isyarat kata. Urutan pengambilan data gerakan dapat terlihat seperti pada Gambar 3.3



Gambar 3.3: Urutan pengambilan data

Urutan proses pengambilan data adalah *start*, *basic gesture*, dan *end*. Gerakan *start* dan *end* adalah sama, yaitu posisi istirahat. Kondisi *start* adalah kondisi transisi antara istirahat menuju kondisi *gesture*. Kondisi *end* adalah transisi antara berakhirnya *gesture* ke posisi istirahat. *Basic gesture* adalah gerakan dasar dari isyarat kata tersebut. Setiap melakukan gerakan mulai dari *start* hingga *end* kemudian data disimpan ke dalam file CSV. Pengambilan gerakan baru dimulai dari gerakan *start* kembali hingga gerakan *end* dan akan disimpan sebagai file CSV baru.

Gerakan yang dilakukan pada penelitian ini adalah 20 gerakan statis yang diambil dari Sistem Isyarat Bahasa Indonesia yang dapat dilihat pada Gambar 3.4 dan Gambar 3.5. Gerakan yang diujikan tersebut adalah angka mulai dari 1 hingga 9, kata 'aku', 'baik', 'buruk', 'diam', 'dengar', 'maaf', 'minta', 'pikir', 'saya', 'sakit' dan 'telepon'. Responden melakukan 20 kali gerakan untuk satu jenis gerakan. Lama waktu pengambilan data untuk setiap sampel gerakan yaitu sekitar 5 detik yaitu dengan rincian 1 detik untuk kondisi *start*, 3 detik untuk kondisi *gesture* dan 1 detk untuk kondisi *end*.



(a) Angka 1



(b) Angka 2



(c) Angka 3



(d) Angka 4



(e) Angka 5



(f) Angka 6



(g) Angka 7



(h) Angka 8



(i) Angka 9

Gambar 3.4: Gerakan yang diujikan



(a) Aku



(b) Baik



(c) Buruk



(d) Diam



(e) Dengar



(f) Maaf



(g) Minta



(h) Pikir



(i) Saya



(j) Sakit



(k) Telepon

Gambar 3.5: Gerakan yang diujikan

3.2.2 Pre-processing

Data *raw* hasil perekaman sinyal EMG mengandung nilai positif dan negatif. Oleh karena itu, nilai-nilai negatif perlu diabsolutkan agar jangkauan pembacaan data tidak terlalu melebar [5]. Absolut adalah langkah mengubah nilai negatif pada sinyal EMG menjadi positif karena sinyal yang memiliki nilai negatif tidak dapat dilakukan perhitungan. Selain itu, pada persamaan matematika metode ekstraksi *time domain* menggunakan nilai yang sudah dimutlakan.

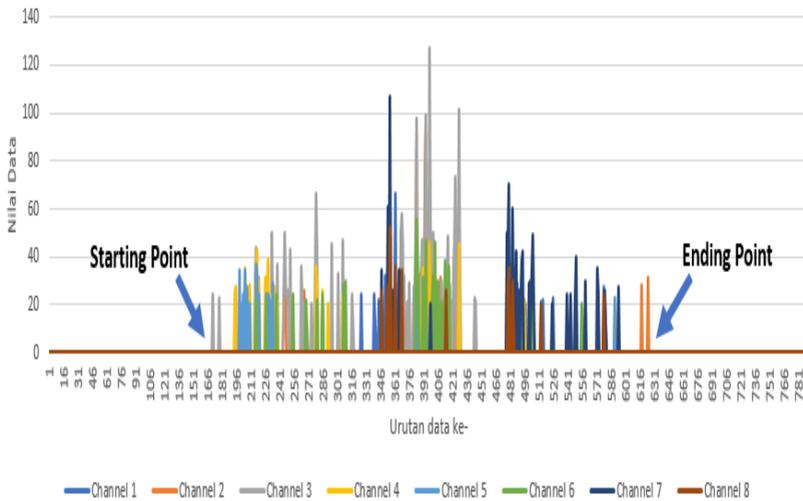
Untuk membersihkan noise rendah yang masih ikut dalam pembacaan data diperlukan sebuah pengaturan ambang batas (*threshold*). Nilai *threshold* juga dapat digunakan untuk mendeteksi mulai dan berakhirnya gerakan. Menurut Peter Konrad pada bukunya yang berjudul *The ABC of EMG* dijelaskan bahwa penentuan nilai *threshold* dapat dilakukan dengan dua cara. Cara pertama berdasarkan prosentase nilai *peak* (puncak) sinyal EMG dan cara yang kedua berdasarkan MVC dari data sinyal EMG. Pada penelitian ini, penentuan nilai *threshold* yaitu berdasarkan prosentase *peak* sinyal EMG. Besar nilai prosentase yang digunakan adalah sebesar 5%, 10%, 15% dan 20%. Penentuan besar prosentase perlu diperhatikan agar tidak menghilangkan informasi pada sinyal EMG yang diteliti. Nilai maksimal yang diperoleh dari perekaman sinyal EMG adalah sebesar 128 μV dan level *noise myo armband* tidak lebih besar dari 15 μV . Maka, pada penelitian ini besar prosentase yang digunakan adalah sebesar 15% atau setara dengan 20 μV . Sinyal yang memiliki nilai dibawah 20 μV akan diubah menjadi 0. Data yang dihasilkan pada proses inilah yang akan digunakan untuk proses ekstraksi fitur.

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Sinyal EMG mentah yang diakuisisi dari sejumlah elektroda yang diposisikan pada otot mengandung sejumlah besar data dan masih memiliki sedikit informasi. Jika data mentah EMG ini digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi, maka akurasi klasifikasi akan menjadi rendah dan waktu kalkulasi akan meningkat[13]. Oleh karena itu sebelum memasuki pengenalan pola, data mentah EMG membutuhkan transformasi fitur-fitur yang representatif.

Data yang diolah pada proses ekstraksi fitur adalah data yang

sudah bersih dari proses *pre-processing*. Nilai data yang diperoleh tidak semuanya diproses untuk mendapatkan nilai fitur. Nilai yang akan diproses adalah nilai-nilai diatas nilai *threshold*. Hal ini dikarenakan nilai-nilai dibawah *threshold* akan memperkecil nilai fitur sehingga informasi yang didapatkan dari fitur semakin berkurang. Nilai fitur dihitung berdasarkan nilai sinyal EMG mulai dari nilai yang pertama kali muncul berada diatas nilai *threshold* hingga nilai yang paling akhir diatas *threshold*. Perhitungan awal dan akhir data dapat diamati pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6: Titik mulai dan berakhir perhitungan nilai fitur

Metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur adalah *time domain series*, yaitu berdasarkan *Mean Absolute Value (MAV)*, *Root Mean Square (RMS)*, *Variance (VAR)* dan *Simple Square Integral (SSI)*. Untuk konsep dari fitur-fitur tersebut secara detail telah dijelaskan sebelumnya pada BAB II.

Satu gerakan memiliki empat fitur dan delapan *channel*. Sehingga, apabila terdapat 20 gerakan sedangkan masing-masing gerakan memiliki delapan *channel* maka terbentuk 640 ruang fitur. Fitur-fitur yang didapatkan dari data yang ada kemudian dikelom-

pok data. Cara menghitung varian suatu kelas secara detail telah dijelaskan pada BAB 2.

2. Perhitungan *Gaussian*

Setelah nilai varian diketahui, selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas kelas C dengan data baru v (data *testing*) atau $P(x = v|C)$ menggunakan rumus perhitungan *Gaussian* yang secara detail dijelaskan pada BAB 2. Selanjutnya melakukan perhitungan prior (*prior probability*) untuk mendapatkan nilai probabilitas antar kelas.

3. Prediksi kelas

Dikarenakan dalam hal ini data bersifat *multiclass* maka selanjutnya dipilih nilai *arg max (arguments of maxima)* dari perkalian hasil probabilitas dari masing-masing kelas. Nilai terbesar dari perhitungan tersebut merupakan hasil prediksi kelas.

3.2.5 Pengujian

Dari sistem klasifikasi yang telah dilakukan sebelumnya didapatkan hasil akurasi yang tinggi. Untuk itu perlu dilakukan pengujian yang bertujuan untuk mengukur performa terhadap sistem klasifikasi yang telah dilakukan sebelumnya. Pada tahap ini pengujian terhadap sistem klasifikasi dilakukan menggunakan parameter tertentu. Parameter yang diberikan antara lain pengurangan jumlah fitur yang digunakan untuk melihat pengaruh dari setiap fitur, mengubah perbandingan jumlah data *training* dan *testing* yang digunakan pada proses klasifikasi.

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini akan ditampilkan hasil pengambilan data sinyal EMG, *pre-processing*, ekstraksi fitur hingga hasil proses klasifikasi. Kemudian dari data tersebut akan dipaparkan analisa penelitian dan pengujiannya.

4.1 Metode Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian gerakan bahasa isyarat dilakukan dengan menghitung tingkat akurasi. Akurasi digunakan untuk menghitung seberapa besar hasil prediksi apabila dibandingkan dengan nilai sebenarnya. Untuk menghitung akurasi data yang benar akan dibandingkan dengan total keseluruhan data kemudian dikalikan dengan 100 persen, atau menggunakan persamaan 4.1

$$Akurasi = \frac{GerakanBenar}{TotalGerakan} \times 100\% \quad (4.1)$$

Pengujian sistem pengklasifikasian isyarat bahasa dari Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang menggunakan fitur *time domain* dilakukan pada 20 kelas gerakan isyarat bahasa SIBI dimana masing-masing kelas memiliki 20 sampel. Pada penelitian ini dilakukan dua pengujian, yaitu :

1. Pengujian terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data *testing*
Pada pengujian ini dilakukan untuk mengetahui jumlah perbandingan data *training* dan data *testing* yang ideal digunakan untuk klasifikasi.
2. Pengujian terhadap pengaruh fitur
Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh pemberian fitur terhadap hasil akurasi.

4.2 Hasil dan Pembahasan

4.2.1 Data Sinyal EMG

Data yang diambil pada Tugas Akhir ini adalah data 20 kelas gerak isyarat kata yang masing-masing mempunyai 20 sampel, sehingga terdapat total 400 sampel. Data diperoleh dari satu orang responden. Delapan sensor *myo armband* akan merekam aktivitas otot lengan bawah kemudian mengirimkannya ke PC melalui *blue-tooth*. Data yang dihasilkan berbentuk sebuah set atau rangkaian *frame* dimana tiap detiknya adalah sebanyak 200 *frame* pada tiap *channel*. Hal ini sesuai dengan jumlah *sample rate* pada alat *myo armband* yaitu sebesar 200 Hz. Data yang dikirim ke PC dibaca oleh program aplikasi akuisisi data kemudian disimpan dalam bentuk file CSV. Tabel 4.1 merupakan contoh 10 baris dari dataset.

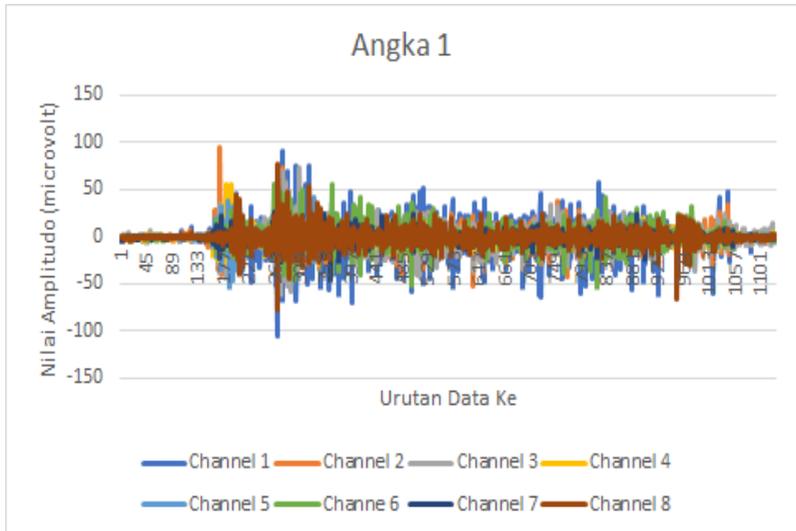
Tabel 4.1: Contoh 10 baris dari dataset

A	B	C	D	E	F	G	H	I
42:42.3	0	-4	-14	-1	5	4	8	2
42:42.3	9	-2	1	0	-6	3	9	9
42:42.3	8	-4	3	9	9	0	-3	1
42:42.3	-19	12	-8	-14	-12	-13	-30	-16
42:42.3	-12	-8	-9	-16	-15	-9	-5	-9
42:42.3	16	-16	0	2	-1	-3	3	4
42:42.4	-32	-3	4	10	5	6	1	-7
42:42.4	36	13	-7	-4	5	20	40	33
42:42.4	-7	2	0	0	8	41	13	-10
42:42.4	-7	14	-15	-19	-21	-32	-53	-22

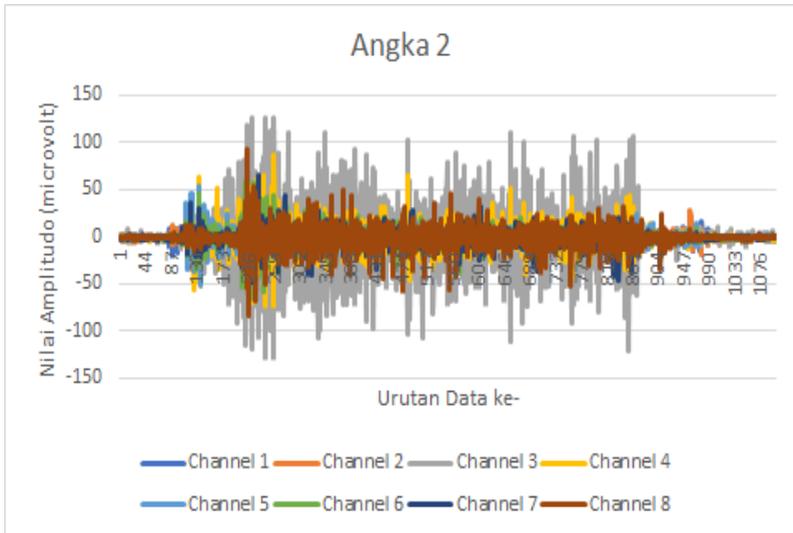
Nilai hasil perekaman sinyal sangat bervariasi seperti yang terlihat pada Tabel 4.1 yang memuat besarnya tegangan sinyal EMG. Kolom pertama menunjukkan *timestap* atau waktu ketika setiap baris sinyal terekam, kolom kedua hingga kolom kesembilan memuat nilai amplitudo untuk *channel* 1 sampai dengan *channel* 8. Nilai sinyal *raw* EMG yang dihasilkan pada sebuah perekaman sinyal otot mengandung nilai positif dan negatif. Hal ini dikarenakan sinyal yang dihasilkan oleh *myo armband* adalah sinyal dalam bentuk tegangan AC.

Sinyal EMG merupakan sinyal listrik dimana sinyal dari pere-

kaman memiliki pola yang acak sesuai dengan kontraksi otot yang terekam. Hal ini mengakibatkan pola sinyal setiap *channel* tidak sama saat melakukan suatu gerakan. Contoh perbedaan pola sinyal EMG pada sebuah gerakan dapat diamati pada Gambar 4.1 dan 4.2.



Gambar 4.1: Visualisasi RAW sinyal EMG gerakan angka 1

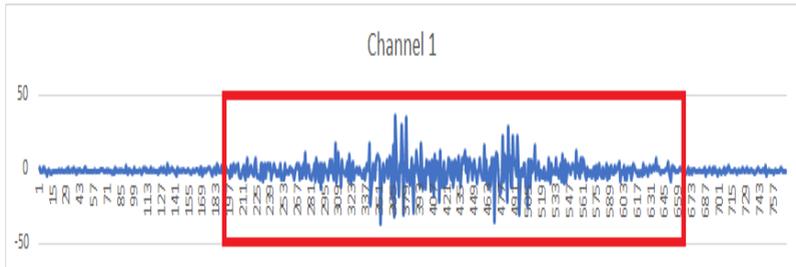


Gambar 4.2: Visualisasi RAW sinyal EMG gerakan angka 2

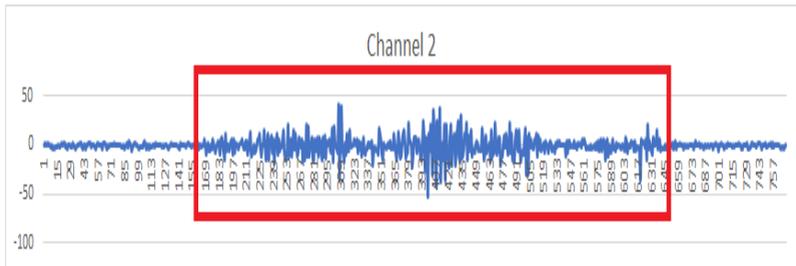
Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 merupakan visualisasi sinyal *raw* EMG dari gerakan 'angka 1' dan 'angka 2'. Masing-masing gambar merepresentasikan karakteristik pola gerakan tersebut. Grafik *raw* sinyal EMG yang tidak ditampilkan secara keseluruhan pada buku ini untuk setiap gerakan yang diujikan. Untuk dapat membedakan antara gerakan satu dengan gerakan yang lain tidak dapat dilihat hanya dari karakteristik pola sinyal baik berdasarkan amplitudo maupun frekuensi, karena sinyal EMG merupakan sinyal listrik yang dihasilkan oleh otot. Sehingga bentuk dan pola sinyal yang hampir sama untuk setiap gerakan yang dilakukan. Perbedaan bentuk sinyal pada masing-masing gerakan yang diteliti dapat diamati berdasarkan aktivasi channel yang merekam otot.

Sinyal EMG yang diperoleh pada saat perekaman berasal dari keseluruhan area yang diberikan elektrode. Sebab proses kontraksi dan relaksasi tiap-tiap otot gerak pada area tertentu tidak bersamaan, maka sinyal yang ditangkap berbentuk sinyal acak. Hal ini mengakibatkan pola sinyal setiap *channel* tidak sama saat melakukan suatu gerakan. Sinyal yang tinggi menunjukkan adanya

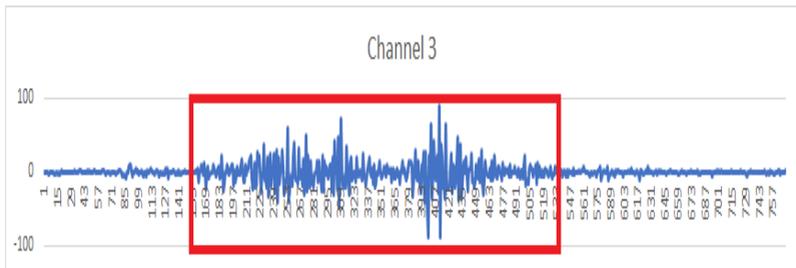
aktivitas kontraksi otot seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.3 hingga Gambar 4.10.



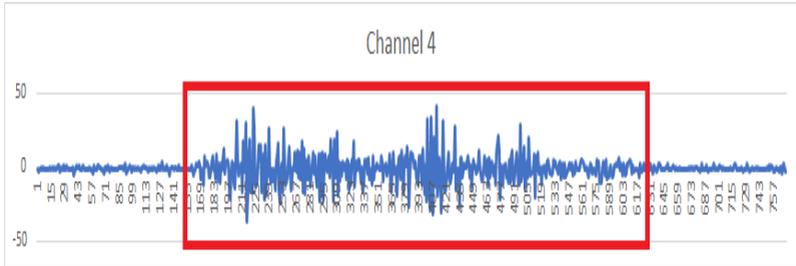
Gambar 4.3: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 1*



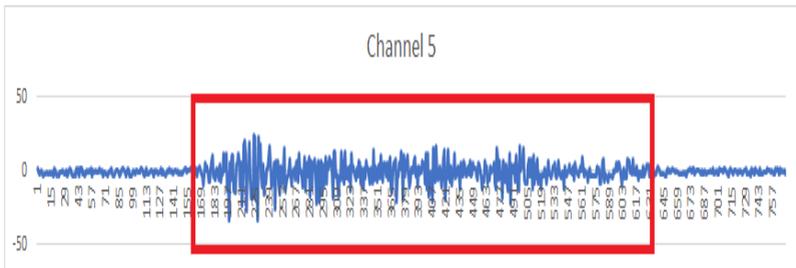
Gambar 4.4: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 2*



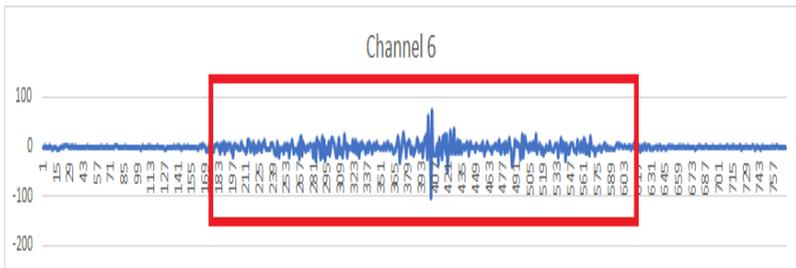
Gambar 4.5: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 3*



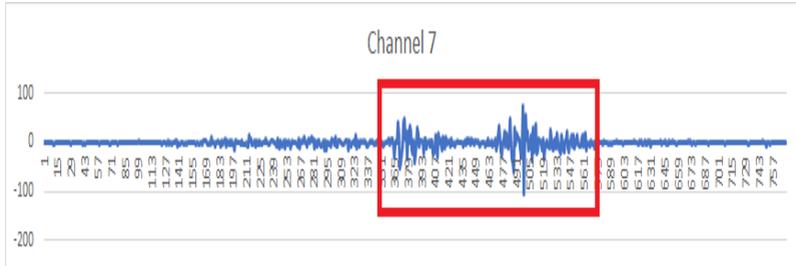
Gambar 4.6: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 4*



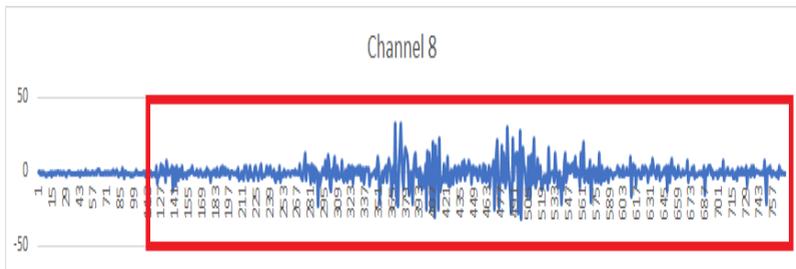
Gambar 4.7: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 5*



Gambar 4.8: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 6*



Gambar 4.9: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 7*



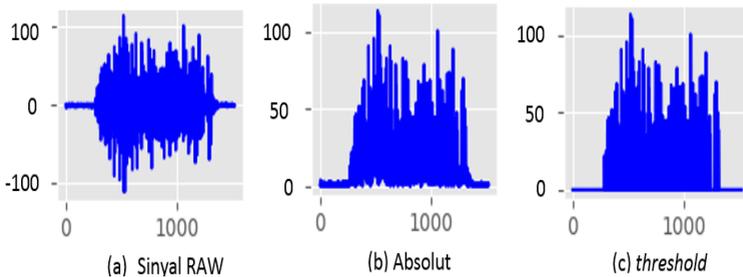
Gambar 4.10: Visualisasi RAW sinyal EMG pada *channel 8*

Gambar 4.3 hingga Gambar 4.10 merupakan tampilan visual grafik RAW sinyal EMG dari *channel 1* hingga *channel 8* pada satu gerakan yang sama selama t detik. Sumbu y menunjukkan besarnya nilai amplitudo sinyal pada data tersebut, sedangkan sumbu x menunjukkan urutan data yang dihasilkan selama waktu t . Kotak merah menunjukkan aktivitas kontraksi otot pada *channel* tersebut. Jika dibandingkan panjang kotak satu dengan kotak lainnya berbeda-beda. Hal ini dikarenakan respon otot ketika melakukan gerakan yang sama berbeda-beda sehingga mulai dan berakhirnya kontraksi pada setiap otot juga berbeda-beda.

4.2.2 Pre-Processing

Proses yang dilakukan pada tahap *pre-processing* adalah proses *absolute* dan *threshold*. Proses *absolute* adalah memutlakan nilai sinyal atau mengubah semua sinyal menjadi positif sedangkan

proses *threshold* menentukan besar nilai sinyal EMG yang dianggap memiliki informasi penting terkait kontraksi otot. Pemilihan besar nilai *threshold* dijelaskan pada BAB 3. Pemberian nilai absolut dan *threshold* tidak merubah pola sinyal EMG. Hasil dari tahapan proses *pre-processing* dapat diamati pada Gambar 4.11.



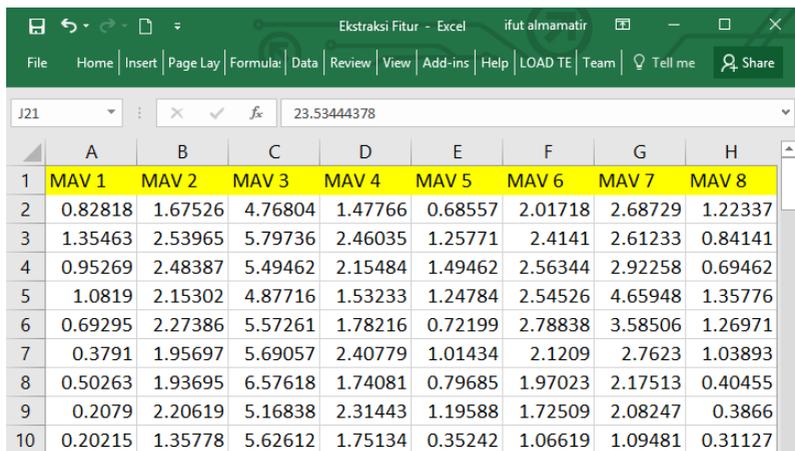
Gambar 4.11: Sinyal pada tahap *pre-processing*

Gambar 4.11 merupakan tahapan yang dilakukan pada proses *pre-processing*. Sumbu y menunjukkan besarnya nilai amplitudo sinyal pada data tersebut sedangkan sumbu x menunjukkan urutan data yang dihasilkan selama waktu t . Sinyal yang dihasilkan oleh *myo armband* adalah sinyal dalam bentuk tegangan AC, sehingga sinyal yang dihasilkan mempunyai nilai positif dan negatif seperti yang terlihat pada Gambar tersebut poin (a). Sinyal negatif tidak dapat diproses. Untuk itu, nilai negatif perlu diabsolutkan agar menjadi positif dan dapat diproses pada perhitungan matematis metode *time domain* seperti yang terlihat pada gambar (b). Hasil sinyal yang sudah diabsolutkan masih ada sinyal-sinyal yang memiliki amplitudo kecil sebelum sinyal dengan amplitudo besar. Hal ini dikarenakan sensor EMG merekam semua aktivitas otot baik pada saat berkontraksi maupun saat istirahat. Sinyal-sinyal kecil tersebut dapat menutupi informasi ketika mendeteksi awal mulai gerakan. Untuk mendeteksi awal dan akhir gerakan maka diaplikasikan sebuah nilai ambang batas (*threshold*). Pada penelitian ini, nilai ambang batas yang digunakan adalah $20\mu V$ seperti yang telah dijelaskan pada BAB 3. Hasil pengaplikasian nilai *threshold* dapat dilihat pada gambar (c). Sinyal-sinyal dengan amplitudo kecil diba-

wah $20\mu V$ diubah menjadi $0\mu V$. Sehingga perbedaan antara awal mulai gerakan sudah bisa dibedakan.

4.2.3 Ekstraksi Fitur

Data hasil *pre-processing* masih mengandung sedikit informasi. Oleh karena itu, untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu kalkulasi pada proses klasifikasi maka data-data tersebut perlu diambil nilai-nilai fiturnya. Fitur yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah 4 fitur dari domain waktu yaitu MAV, RMS, SSI dan VAR. Dalam satu waktu yang sama *myo armband* menghasilkan delapan sinyal EMG, oleh karena itu ke-delapan sinyal EMG tersebut akan dikenai masing-masing 4 fitur. Sehingga keluaran yang dihasilkan sebanyak 32 fitur pada masing-masing gerakan. Contoh hasil ekstraksi fitur yang sudah dikelompokkan dapat dilihat pada Gambar 4.12.



	A	B	C	D	E	F	G	H
1	MAV 1	MAV 2	MAV 3	MAV 4	MAV 5	MAV 6	MAV 7	MAV 8
2	0.82818	1.67526	4.76804	1.47766	0.68557	2.01718	2.68729	1.22337
3	1.35463	2.53965	5.79736	2.46035	1.25771	2.4141	2.61233	0.84141
4	0.95269	2.48387	5.49462	2.15484	1.49462	2.56344	2.92258	0.69462
5	1.0819	2.15302	4.87716	1.53233	1.24784	2.54526	4.65948	1.35776
6	0.69295	2.27386	5.57261	1.78216	0.72199	2.78838	3.58506	1.26971
7	0.3791	1.95697	5.69057	2.40779	1.01434	2.1209	2.7623	1.03893
8	0.50263	1.93695	6.57618	1.74081	0.79685	1.97023	2.17513	0.40455
9	0.2079	2.20619	5.16838	2.31443	1.19588	1.72509	2.08247	0.3866
10	0.20215	1.35778	5.62612	1.75134	0.35242	1.06619	1.09481	0.31127

Gambar 4.12: Contoh hasil ekstraksi pada fitur MAV

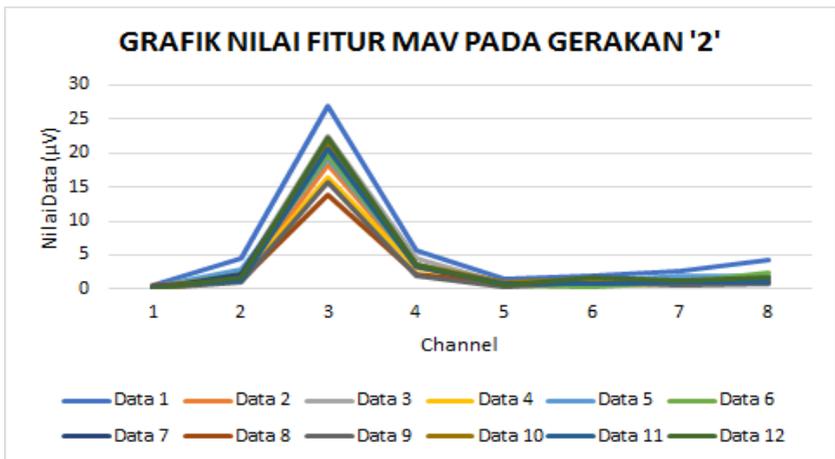
Gambar 4.12 merupakan hasil dari pengelompokkan fitur pada fitur MAV. Dari hasil pengelompokkan fitur tersebut apabila nilai terbesar dan nilai terkecil dari setiap fitur pada *channel* yang sama dapat diketahui range nilai fitur dari setiap kelas gerakan. Nilai range untuk setiap kelas gerakan dapat diamati pada Gambar 4.13.

Gerakan	MAV Channel ke -							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.287 - 8.398	0.211 - 2.765	1.487 - 3.890	0.252 - 1.264	0.368 - 1.197	1.026 - 4.175	0.185 - 0.754	0.714 - 2.154
2	0.026 - 0.713	0.916 - 4.518	13.958 - 26.921	2.015 - 5.772	0.345 - 1.479	0.347 - 1.979	0.462 - 2.599	0.718 - 4.192
3	0.394 - 1.511	5.546 - 9.205	15.244 - 25.419	2.153 - 4.463	0.466 - 2.024	0.591 - 2.514	0.904 - 2.878	0.644 - 6.435
4	0.047 - 1.065	1.077 - 6.198	7.233 - 13.758	0.820 - 2.310	0.156 - 1.266	1.684 - 4.821	0.362 - 1.591	0.277 - 0.940
5	0.082 - 0.769	1.570 - 5.392	6.195 - 11.388	0.646 - 1.765	0.195 - 0.745	0.225 - 0.809	0.741 - 2.472	1.451 - 2.774
6	0.035 - 1.057	0.137 - 0.827	3.082 - 6.732	0.508 - 1.444	0.095 - 0.718	0.262 - 1.317	0.044 - 1.525	0.026 - 0.221
7	0.049 - 0.958	0.024 - 0.484	0.841 - 4.672	0.229 - 1.364	0.173 - 1.049	0.101 - 1.264	0.021 - 0.806	0.021 - 0.253
8	0.042 - 0.989	0.168 - 1.235	1.005 - 6.119	0.446 - 1.921	0.246 - 1.236	0.121 - 1.159	0.041 - 0.425	0.029 - 0.188
9	0.029 - 1.315	0.513 - 2.619	3.995 - 7.459	0.378 - 2.267	0.197 - 1.044	0.219 - 1.228	0.022 - 0.250	0.021 - 0.394
Aku	0.046 - 0.572	4.514 - 9.064	0.418 - 2.626	0.129 - 0.875	0.229 - 1.856	0.859 - 6.951	2.892 - 8.288	1.842 - 5.477
Baik	1.121 - 5.067	1.775 - 6.855	0.320 - 1.228	0.093 - 0.751	0.171 - 0.707	0.104 - 2.228	0.102 - 4.351	0.385 - 1.291
Buruk	0.114 - 1.034	1.974 - 5.776	0.399 - 3.014	0.029 - 0.688	0.022 - 0.727	0.197 - 0.962	1.199 - 3.637	0.148 - 1.198
Dengar	0.053 - 1.180	0.407 - 1.730	4.099 - 7.977	0.584 - 1.768	0.082 - 0.946	1.029 - 2.456	0.022 - 0.305	0.021 - 0.275
Diam	2.041 - 5.241	0.395 - 1.983	0.248 - 1.571	0.254 - 1.847	0.241 - 1.633	0.325 - 1.834	0.050 - 0.481	0.208 - 1.366
Maaf	0.024 - 2.123	6.370 - 11.464	2.128 - 4.471	1.172 - 3.887	1.598 - 7.875	0.948 - 3.050	0.340 - 1.556	0.022 - 0.550
Minta	0.026 - 3.861	0.019 - 0.456	0.174 - 0.940	0.028 - 0.571	0.114 - 0.739	0.624 - 1.356	0.022 - 0.295	0.021 - 1.059
Pikir	1.534 - 5.177	0.203 - 1.459	0.000 - 0.713	0.179 - 2.231	0.290 - 1.738	0.125 - 1.474	0.034 - 0.323	0.151 - 1.186
Saya	3.260 - 6.132	1.194 - 4.331	0.437 - 2.855	0.155 - 1.398	0.234 - 2.097	0.000 - 0.521	0.025 - 0.683	0.209 - 1.395
Sakit	0.000 - 0.486	4.512 - 8.886	0.214 - 1.952	2.029 - 6.678	3.439 - 7.095	4.392 - 18.381	0.935 - 4.813	0.000 - 0.655
Telepon	0.151 - 2.991	1.265 - 5.174	0.355 - 2.355	0.242 - 2.208	0.463 - 2.034	0.817 - 2.729	0.651 - 3.050	0.000 - 0.457

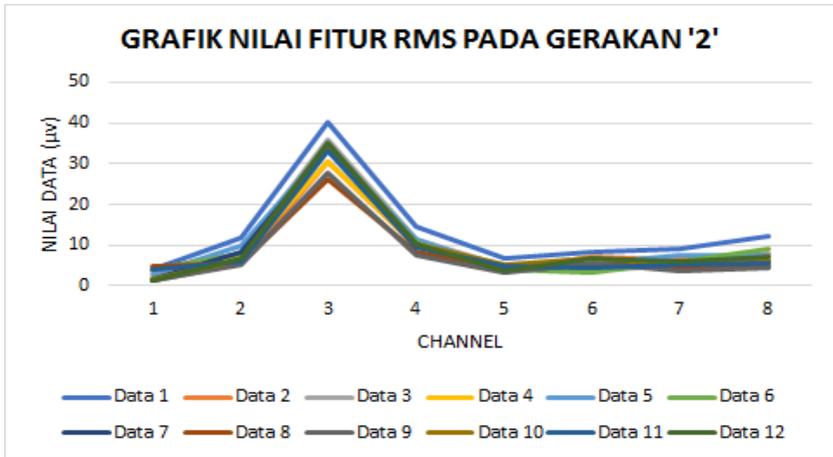
Gambar 4.13: Rentang fitur MAV untuk klasifikasi

Gambar 4.13 merupakan nilai range fitur untuk setiap kelas gerakan pada fitur MAV *channel* satu hingga *channel* delapan. Dari gambar tersebut terlihat bahwa nilai range yang dimiliki oleh setiap *channel* antar kelas gerakan sangat bervariasi dan range nilai antar *channel* dalam satu gerakan juga sangat bervariasi. Hal ini menunjukkan data memiliki persebaran yang cukup luas. Rentang nilai fitur pada masing-masing fitur dapat diamati pada Lampiran L2 yaitu Gambar L2.1, Gambar L2.2, Gambar L2.3 dan Gambar L2.4.

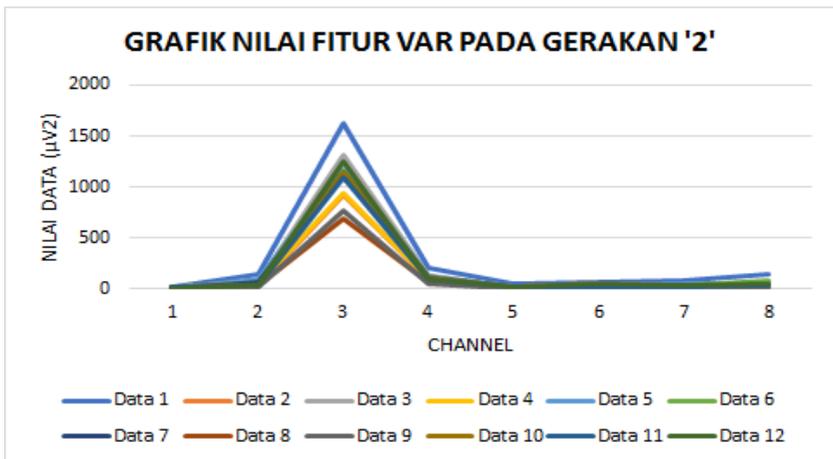
Jika keempat fitur tersebut dibandingkan dan dilihat karakteristik yang dihasilkan pada masing-masing fitur dari gerakan yang sama, terlihat seperti pada Gambar 4.14 hingga Gambar 4.17. Gambar 4.14 merupakan visualisasi nilai pada fitur MAV. Gambar 4.15 merupakan visualisasi nilai pada fitur RMS. Gambar 4.16 merupakan visualisasi nilai pada fitur VAR. Gambar 4.17 merupakan visualisasi nilai pada fitur SSI. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa secara kasat mata pola untuk masing-masing fitur memiliki pola yang sama meskipun besar nilai amplitudo untuk masing-masing fitur berbeda-beda.



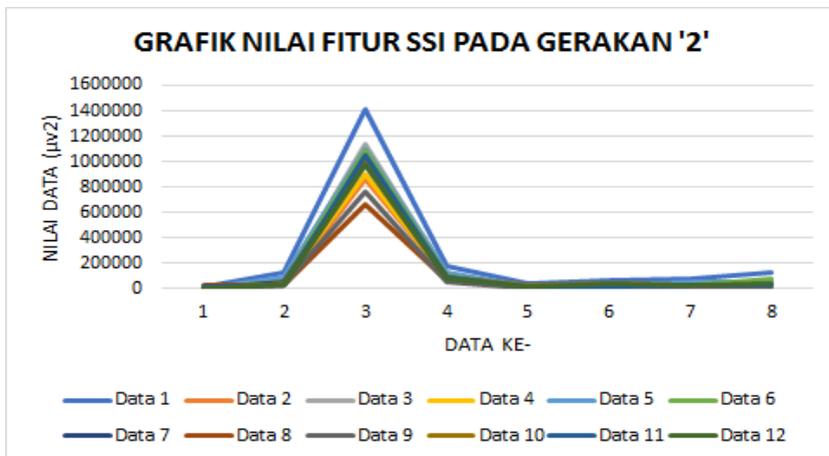
Gambar 4.14: Visualisasi nilai pada fitur MAV gerakan '2'



Gambar 4.15: Visualisasi nilai pada fitur RMS gerakan '2'

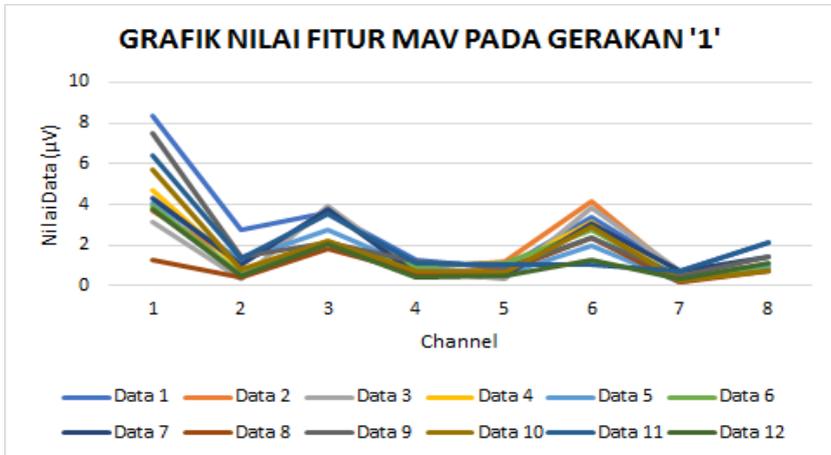


Gambar 4.16: Visualisasi nilai pada fitur VAR gerakan '2'



Gambar 4.17: Visualisasi nilai pada fitur SSI gerakan '2'

Sinyal EMG merupakan sinyal listrik otot dimana sinyal pada perekaman memiliki pola yang acak sesuai dengan kontraksi otot yang terekam. Sehingga pola fitur yang dihasilkan pada setiap gerakan juga berbeda-beda sesuai dengan besar amplitudo dari kontraksi otot pada saat perekaman. Hal ini dapat diamati pada Gambar 4.14 dan Gambar 4.18. Kedua gambar tersebut merupakan grafik nilai pada fitur MAV dari gerakan yang berbeda. Dari kedua grafik tersebut menunjukkan pola yang dihasilkan pada setiap gerakan berbeda-beda.



Gambar 4.18: Visualisasi nilai pada fitur MAV gerakan '1'

4.3 Klasifikasi dan Hasil Pengujiannya

Pada tahap ini, fitur-fitur yang diperoleh pada tahap sebelumnya diklasifikasikan menggunakan metode *Naive Bayes*. Karena metode *naive bayes* termasuk ke dalam *supervised learning* maka data dari fitur yang telah dikelompokkan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* berfungsi sebagai dataset pembandingan untuk menentukan prediksi kelas data baru yang belum pernah ada. Pada penelitian ini menggunakan perbandingan persentase data *training* dan *testing* sebesar 50:50. Jadi dari total 400 sampel sebanyak 200 data akan digunakan sebagai data *training* dan 200 data sisanya akan digunakan sebagai data *testing*.

Pengklasifikasian ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem sudah memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengklasifikasikan data. Pada pengklasifikasian pertama, data *training* akan digunakan sebagai data *learning* atau dataset pembandingan dan sebagai data uji sekaligus. Sedangkan pada pengklasifikasian kedua data *learning* akan diuji menggunakan data baru yang tidak ada di dalam dataset pembandingan.

Data yang digunakan sebagai data *training* pada kolom terakhir akan diberikan *ground truth* atau label kelas yang digunakan sebagai label pengenalan gerakan sesuai kelas gerakan. Pada pene-

litian ini label yang diberikan mulai dari 0 hingga 19. Tabel untuk label masing-masing kelas dapat dilihat pada Lampiran L1.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi adalah menggunakan *confusion matrix*. Tabel 4.2 merupakan hasil dari klasifikasi data *training* yang diujikan menggunakan data *training* disajikan dalam *confusion matrix*. Dan Tabel 4.3 merupakan hasil dari klasifikasi data *training* yang diujikan menggunakan data baru yang disajikan menggunakan *confussion matrix*. Pada huruf a, b, c sampai dengan t mewakili kelas gerakan dari 0 sampai dengan 19. Baris pertama menunjukkan *prediction class* atau kelas yang akan diprediksi. Kolom pertama adalah *actual class*. Hasil yang didapat dalam proses klasifikasi dicatat pada kolom-kolom dibawahnya. Kolom diagonal menunjukkan jumlah gerakan yang diklasifikasikan benar atau sesuai dengan *ground truth*.

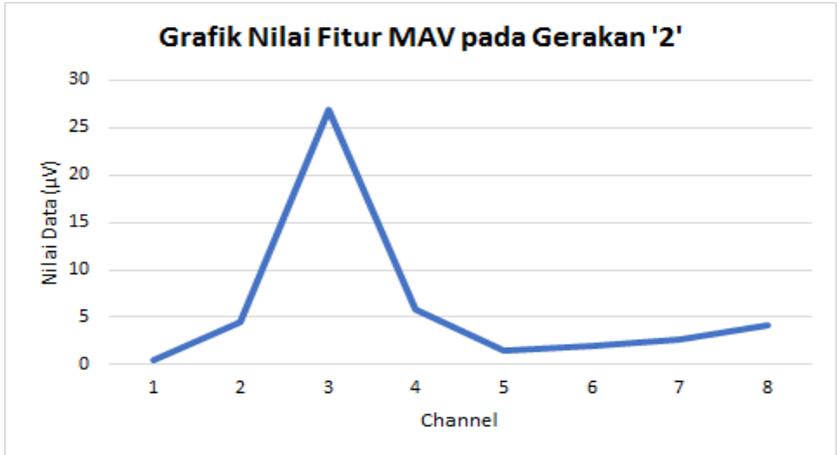
Tabel 4.2: *Confusion matrix* data *training* diujikan dengan data *training*

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	0	0	8	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	0	3	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	0	0	2	0	1	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0
n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	1	1	0	0
o	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	7	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	9	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10

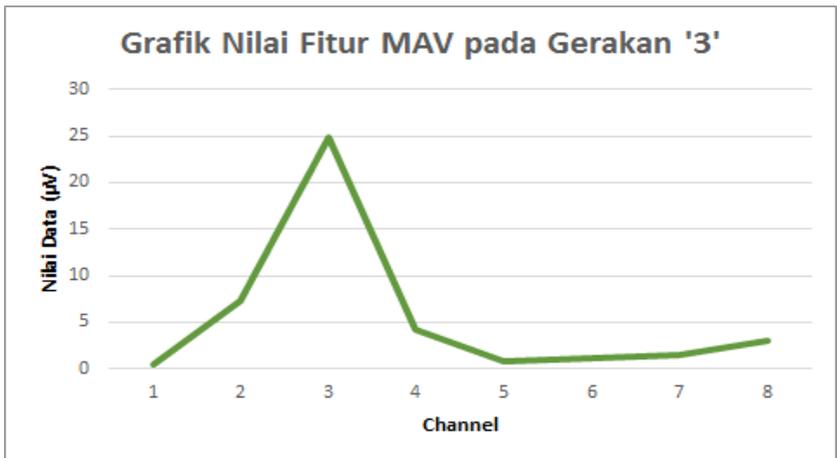
Tabel 4.3: *Confusion matrix* data *training* diujikan dengan data uji baru

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	5	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	1	0	7	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	3	0	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
i	0	0	0	1	0	1	0	1	6	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	2	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	1
m	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0
n	1	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	1
o	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	2	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	8	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	9	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	9

Tabel 4.2 merupakan hasil klasifikasi dari data *learning* yang menggunakan data *training* dan data uji menggunakan data *training* yang disajikan dalam *confussion matrix*. Dari *confussion matrix* tersebut terlihat masih ada data yang diprediksi salah oleh sistem, yaitu sebanyak 18 data dari total 200 data. Berdasarkan *confussion matrix* dapat diketahui bahwa kelas b yaitu gerakan '2' dikenali sebagai kelas c yaitu gerakan '3' sebanyak satu kali. Untuk dapat menganalisa lebih dalam, maka dilakukan pencarian file untuk isyarat bahasa yang dikenali salah oleh sistem. Isyarat bahasa yang dikenali salah adalah pada gerakan '2' data pertama yang dikenali sebagai gerakan '3'. Apabila kedua data divisualisasikan menggunakan nilai MAV akan terlihat seperti Gambar 4.19. Gambar 4.19 merupakan grafik nilai fitur MAV yang dikenali salah oleh sistem (a) beserta nilai fitur isyarat kata yang dikenalnya (b). Pada grafik nilai fitur yang dikenali salah dengan grafik yang dikenali sebagai isyarat kata tersebut memiliki kemiripan baik nilai dan polanya.



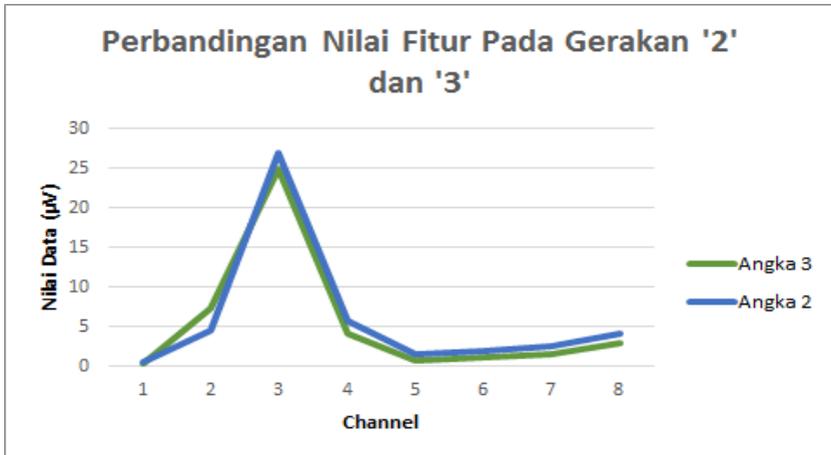
(a) Angka 2



(b) Angka 3

Gambar 4.19: Grafik nilai fitur MAV pada isyarat '2' dan '3'

Sebenarnya sistem sudah bisa mengenali dengan benar yaitu 9 dari 10 sampel pada data *testing* untuk isyarat 'angka 2'. Dan apabila dilihat nilai fitur gerakan tersebut, maka keduanya memiliki kemiripan sebagaimana terlihat pada Gambar 4.20, sehingga keduanya oleh sistem dikenali sebagai dua kelas yang sama.

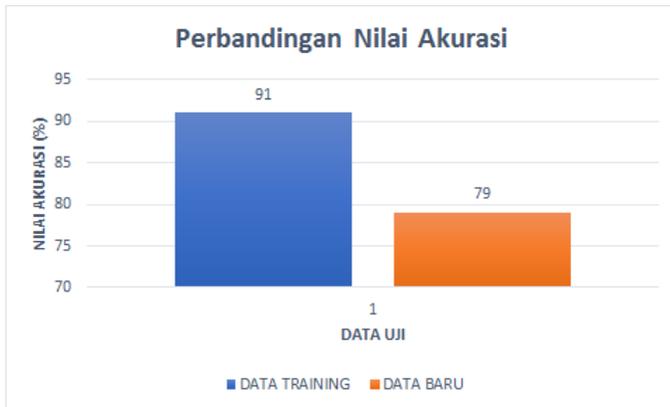


Gambar 4.20: Visualisasi nilai pada fitur SSI gerakan '2'

Dapat disimpulkan data yang dikenali salah tersebut dapat terjadi karena sistem salah dalam memprediksi nilai data. Nilai data yang mirip dengan kelas lain menyebabkan besar nilai probabilitas pada gerakan lain juga lebih tinggi. Hal ini dapat disebabkan karena gerakan yang diujikan cukup kompleks, sehingga ada nilai data pada kelas lain yang lebih mirip. Nilai akurasi pada percobaan ini adalah $182 : 200 = 0.91 \times 100\%$ atau sebesar 91%.

Tabel 4.3 merupakan hasil klasifikasi dari data *learning* yang menggunakan data *training* dan data uji menggunakan data baru yang tidak ada dalam data *training*, disajikan dalam *confussion matrix*. Dari *confussion matrix* tersebut terlihat masih ada data yang diprediksi salah oleh sistem, yaitu sebanyak 40 data dari total 200 data. Data yang dikenali salah tersebut dapat terjadi karena sistem salah dalam memprediksi nilai data. Hal ini dapat disebabkan karena gerakan yang diujikan cukup kompleks, sehingga ada nilai

data pada kelas lain yang lebih mirip. Nilai akurasi pada percobaan ini adalah $158 : 200 = 0.79 \times 100\%$ atau sebesar 80%. Hasil akurasi pada percobaan pertama dan kedua dapat diamati pada Gambar 4.21.



Gambar 4.21: Perbandingan hasil akurasi dataset yang diujikan dengan dataset dan data baru

Gambar 4.21 merupakan perbandingan hasil akurasi dari klasifikasi data *training* yang diujikan menggunakan data *training* dan hasil akurasi data *training* yang diujikan menggunakan data baru. Nilai akurasi yang didapat dalam pengklasifikasian data *training* yang diujikan menggunakan data *training* lebih besar dibandingkan dengan hasil akurasi pada pengklasifikasian data *training* yang diujikan menggunakan data baru yaitu sebesar 91% dibandingkan dengan 79%. Hal ini dapat terjadi karena data uji yang digunakan pada percobaan pertama sudah ada di dalam dataset pembandingan, sistem digunakan untuk mengenali dirinya sendiri sehingga kemungkinan dikenali benar sangatlah besar. Sistem memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam melakukan klasifikasi data sehingga menghasilkan akurasi yang cukup besar pada kedua percobaan, yaitu 91% dan 79%.

4.3.1 Pengujian terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data *testing*

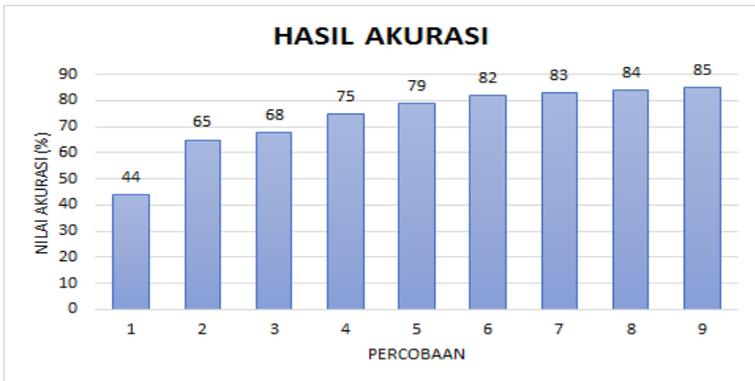
Pada pengujian sebelumnya dilakukan pengklasifikasian terhadap data baru dimana data uji dan data *learning*nya memiliki jumlah yang sama. Dari jumlah total 400 data dibagi secara merata yaitu setengah untuk data *training* dan setengah untuk data *testing*, diperoleh akurasi sebesar 80%. Pengujian akurasi yang dilakukan menggunakan perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* bertujuan untuk mengetahui jumlah perbandingan antara data *training* dan data *testing* ideal yang digunakan pada proses klasifikasi. Pengujian dilakukan dengan menambah jumlah sampel pada data *training* dan mengurangi jumlah data *testing*. Dari total 400 data sampel, dibagi menjadi data *training* dan data *testing* seperti pada Tabel 4.4. Jumlah sampel yang dijadikan sebagai data *training* pada setiap kelas gerakan memiliki jumlah yang sama.

Tabel 4.4: Skenario pengujian terhadap perbandingan jumlah data

Percobaan	Jumlah Data	
	Training	Testing
Percobaan 1	40	360
Percobaan 2	80	320
Percobaan 3	120	280
Percobaan 4	160	240
Percobaan 5	200	200
Percobaan 6	240	160
Percobaan 7	280	120
Percobaan 8	320	80
Percobaan 9	360	40

Pada percobaan pertama sistem dilakukan proses pengenalan dengan data *training* yang berjumlah 40 data terhadap data uji berjumlah 360 data. Jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* pada percobaan ini sebanyak 2 sampel pada setiap kelasnya. Sehingga total sampel pada data *training* adalah 40 sampel (2 sampel dikali 20 kelas gerakan). Selanjutnya sistem digunakan untuk mengenali data *training* yang berjumlah 80 data terhadap data uji berjumlah 320 data. Jumlah sampel yang digunakan seba-

gai data *training* berjumlah 4 sampel pada setiap kelasnya. Proses pengklasifikasian dilakukan hingga jumlah sampel data *training* 360 sampel. Pada percobaan ketiga, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 6 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan keempat, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 8 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan kelima, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 10 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan keenam, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 12 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan ketujuh, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 14 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan kedelapan, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 16 sampel pada setiap kelasnya. Pada percobaan kesembilan, jumlah sampel yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 18 sampel pada setiap kelasnya. Hasil akurasi dari setiap pengklasifikasian dapat diamati pada Gambar 4.22.



Gambar 4.22: Hasil akurasi terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data *testing*

Gambar 4.22 merupakan hasil akurasi dari setiap percobaan pengklasifikasian mulai dari percobaan pertama hingga percobaan sembilan. Pada percobaan pertama, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 40 sampel memiliki akurasi yang paling rendah, yaitu 44%. Pada data *training* tersebut memiliki 2 sampel

setiap kelasnya. Sehingga, hanya ada 2 variasi data pada setiap kelas data. Percobaan kedua, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 80 sampel diperoleh akurasi 65%, meningkat 21% dibandingkan dengan percobaan pertama. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 4 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 4. Pada percobaan ketiga, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 120% diperoleh akurasi sebesar 68%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 6 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 6. Pada percobaan keempat, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 160% diperoleh akurasi sebesar 75%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 8 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 8. Pada percobaan kelima, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 200% diperoleh akurasi sebesar 79%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 10 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 10. Pada percobaan keenam, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 240% diperoleh akurasi sebesar 82%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 12 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 12. Pada percobaan ketujuh, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 280% diperoleh akurasi sebesar 83%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 14 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 14. Pada percobaan kedelapan, pengklasifikasian menggunakan data *training* berjumlah 320% diperoleh akurasi sebesar 84%. Data *training* yang digunakan pada percobaan tersebut memiliki 16 sampel setiap kelasnya. Sehingga, variasi data untuk setiap kelasnya ada 16. Akurasi paling besar diperoleh pada saat jumlah data training 360 sampel, yaitu sebesar 85%. Jumlah sampel masing-masing kelas sebanyak 18 sampel. Sehingga ada 18 variasi data yang dimiliki pada masing-masing kelas data.

Besar akurasi terus meningkat secara signifikan mulai dari data *training* berjumlah 40 sampel hingga 200 sampel. Selanjutnya akurasi meningkat secara konstan yaitu sebesar 1% pada setiap percobaan. Pada percobaan tersebut akurasi telah mencapai tingkat

yang optimal dimana akurasi yang diperoleh tidak mengalami peningkatan yang signifikan, yaitu pada data *training* yang jumlahnya lebih besar dibandingkan dengan jumlah data *testing*. Dapat disimpulkan bahwa semakin banyak variasi data, maka tingkat akurasi juga semakin meningkat. Jumlah data *training* harus lebih besar jika dibandingkan dengan jumlah data *testing* hal ini dikarenakan fungsi dari data *training* adalah sebagai representasi pengetahuan yang akan digunakan untuk memprediksi kelas data baru yang belum pernah ada. Untuk detail hasil percobaan 1 hingga percobaan 9 dapat diamati menggunakan *confussion matrix* yang terdapat pada Lampiran L3.

4.3.2 Pengujian terhadap pengaruh fitur

Berdasarkan hasil pengklasifikasian sebelumnya pada perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* sebesar 60:40 atau pada data *training* berjumlah 240 dan data *testing* berjumlah 160, yang menggunakan empat fitur, yaitu MAV, RMS, VAR dan SSI menghasilkan akurasi sebesar 82%. Hasil dari klasifikasi menggunakan empat fitur tersebut akan dibandingkan dengan hasil klasifikasi menggunakan jumlah perbandingan data yang sama dan dengan fitur yang kurang dari empat buah fitur. Pengujian ini bertujuan untuk melihat pengaruh fitur terhadap hasil klasifikasi. Dari keempat fitur tersebut akan dilihat fitur manakah yang dapat meningkatkan atau menurunkan akurasi. Pada percobaan pertama, klasifikasi dilakukan dengan menghilangkan salah satu fitur kemudian dilihat pengaruh fitur tersebut terhadap hasil akurasi. Pada percobaan kedua, klasifikasi dilakukan dengan menghilangkan dua buah fitur kemudian dilihat pengaruh fitur tersebut terhadap hasil akurasi. Selanjutnya pada percobaan ketiga, klasifikasi dilakukan menggunakan sebuah fitur saja kemudian dilihat pengaruh fitur tersebut terhadap hasil akurasi. Kemudian hasil akurasi akan dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan empat fitur.

Jumlah perbandingan data *training* dan data *testing* yang akan digunakan pada percobaan selanjutnya adalah menggunakan perbandingan 60:40 atau pada data *training* berjumlah 240 dan data *testing* berjumlah 160. Menurut pengujian sebelumnya, hasil akurasi yang dihasilkan pada perbandingan jumlah data ini sudah ideal dan menghasilkan akurasi yang tinggi. Hasil dari pengujian tersebut

ditampilkan pada Tabel 4.5, Tabel 4.6 dan Tabel 4.7.

Tabel 4.5: Hasil akurasi menggunakan 3 fitur

Percobaan	Parameter			Akurasi (%)
	MAV	RMS	VAR	
1	MAV	RMS	VAR	84
2	MAV	RMS	SSI	81
3	MAV	VAR	SSI	82
4	RMS	VAR	SSI	82

Tabel 4.5 merupakan hasil akurasi klasifikasi dengan menghilangkan sebuah fitur. Pada percobaan pertama, dilakukan penghilangan fitur SSI, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur MAV, RMS dan VAR. Dari pengklasifikasian tersebut diperoleh peningkatan hasil akurasi yaitu sebesar 2%. Hal ini menunjukkan bahwa fitur SSI memiliki pengaruh sebesar 2% terhadap klasifikasi. Percobaan kedua dilakukan dengan menghilangkan fitur VAR, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur MAV, RMS, dan SSI. Dari pengklasifikasian tersebut diperoleh penurunan hasil akurasi yaitu sebesar 1%. Hal ini menunjukkan bahwa fitur VAR memiliki pengaruh sebesar 1% terhadap klasifikasi. Percobaan ketiga dilakukan dengan menghilangkan fitur RMS, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur MAV, VAR, dan SSI. Dari pengklasifikasian tersebut diperoleh hasil akurasi yang tetap. Hal ini menunjukkan bahwa fitur RMS memiliki pengaruh sebesar 0%. Percobaan keempat dilakukan dengan menghilangkan fitur MAV, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur RMS, VAR dan SSI. Dari pengklasifikasian tersebut diperoleh akurasi yang tetap. Hal ini menunjukkan bahwa fitur MAV memiliki pengaruh sebesar 0% terhadap klasifikasi.

Pada pengklasifikasian menggunakan tiga fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV, RMS dan VAR, yaitu sebesar 84%. Hasil akurasi ini lebih tinggi jika dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan 4 fitur yang mempunyai akurasi sebesar 82%. Dapat disimpulkan bahwa penghilangan fitur SSI dapat meningkatkan akurasi. Parameter MAV dan RMS tidak memiliki pengaruh besar terhadap klasifikasi. Parameter yang memiliki pengaruh terbesar adalah fitur VAR yaitu sebesar 1.0% yang apabila fitur ini dihilangkan dapat mengakibatkan penurunan akurasi.

Tabel 4.6: Hasil akurasi menggunakan 2 fitur

Percobaan	Parameter		Akurasi (%)
1	MAV	RMS	84
2	MAV	VAR	85
3	MAV	SSI	80
4	RMS	VAR	83
5	RMS	SSI	81
6	VAR	SSI	82

Tabel 4.6 merupakan hasil akurasi klasifikasi dengan menggunakan dua buah fitur. Pada percobaan pertama, dilakukan dengan menghilangkan fitur VAR dan SSI, sehingga fitur yang digunakan untuk klasifikasi adalah fitur MAV dan RMS. Hasil akurasi yang diperoleh pada percobaan tersebut naik sebesar 2% menjadi 84%. Pada percobaan kedua, dilakukan dengan menghilangkan fitur RMS dan SSI, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur MAV dan VAR. Hasil akurasi yang diperoleh pada percobaan tersebut meningkat sebesar 3% menjadi 85%. Percobaan ketiga dilakukan dengan menghilangkan fitur RMS dan VAR sehingga fitur yang digunakan adalah fitur MAV dan SSI. Hasil akurasi yang diperoleh menurun sebesar 2.0% menjadi 80%. Percobaan keempat dilakukan dengan menghilangkan fitur MAV dan SSI sehingga fitur yang digunakan adalah fitur RMS dan VAR. Hasil akurasi yang diperoleh meningkat sebesar 1.0% menjadi 83%. Percobaan kelima dilakukan dengan menghilangkan fitur MAV dan VAR, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur RMS dan SSI. Hasil akurasi yang diperoleh menurun sebanyak 1% menjadi 81%. Pada percobaan keenam dilakukan penghilangan fitur MAV dan RMS, sehingga fitur yang digunakan adalah fitur VAR dan SSI. Hasil akurasi yang diperoleh tetap, yaitu sebesar 82%.

Pada pengklasifikasian menggunakan dua buah fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV dan VAR, yaitu sebesar 85%. Hasil akurasi ini lebih tinggi jika dibandingkan dengan hasil akurasi menggunakan 4 fitur yang mempunyai akurasi sebesar 82%. Dari percobaan 1 sampai 6 dapat diketahui bahwa penggunaan fitur SSI pada semua percobaan rata-rata mengalami penurunan akurasi. Sedangkan penggunaan fitur VAR pada

semua percobaan rata-rata dapat meningkatkan akurasi. Dapat disimpulkan bahwa parameter yang memiliki pengaruh terbesar dalam peningkatan akurasi adalah fitur VAR. Penghilangan fitur VAR berakibat pada penurunan akurasi.

Tabel 4.7: Hasil akurasi menggunakan 1 fitur

Percobaan	Parameter	Akurasi (%)
1	MAV	81
2	RMS	84
3	VAR	82
4	SSI	80

Tabel 4.7 merupakan hasil akurasi klasifikasi dengan menggunakan sebuah fitur. Pada percobaan pertama, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur MAV diperoleh hasil akurasi sebesar 81%. Pada percobaan kedua, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur RMS diperoleh hasil akurasi sebesar 84%. Pada percobaan ketiga, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur VAR diperoleh hasil akurasi sebesar 82%. Pada percobaan keempat, dilakukan pengklasifikasian menggunakan fitur SSI diperoleh hasil akurasi sebesar 80%. Urutan tingkat akurasi mulai dari yang terbesar hingga terkecil adalah pada fitur RMS, VAR, MAV dan SSI yaitu sebesar 84%, 82%, 81% dan 80%. Sistem yang dilakukan proses pengklasifikasian menggunakan sebuah fitur saja sudah cukup tinggi.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dalam tugas akhir ini dibahas mengenai pengklasifikasian sinyal EMG dari gerakan bahasa isyarat Indonesia menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes*. Berdasarkan hasil pengujian dan performa yang didapatkan, kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut :

1. Pengklasifikasian data *training* yang diujikan dengan data *training* memiliki kemungkinan dikenali yang lebih besar yaitu dengan akurasi 91% dibandingkan dengan hasil akurasi dari pengklasifikasian data *training* yang diujikan dengan data baru yaitu sebesar 79%.
2. Pada pengujian terhadap perbandingan jumlah data *training* dan data testing menunjukkan jumlah perbandingan data *training* yang optimal digunakan untuk klasifikasi adalah $\geq 50\%$ dari total data sampel karena menunjukkan nilai akurasi yang lebih baik dimana berada pada rata-rata 80%.
3. Pada pengujian klasifikasi menggunakan tiga buah fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV, RMS dan VAR, yaitu sebesar 84% dan hasil akurasi terendah dengan menggunakan fitur MAV, RMS dan SSI, yaitu sebesar 81%. Fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil akurasi adalah fitur VAR. Menghilangkan fitur VAR dapat mengakibatkan penurunan akurasi sebesar 1%. Penghilangan fitur SSI dapat meningkatkan akurasi sebesar 2%.
4. Pada pengujian klasifikasi menggunakan dua fitur diperoleh hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan fitur MAV dan VAR, yaitu sebesar 85% dan hasil akurasi terendah dengan menggunakan fitur MAV dan SSI, yaitu sebesar 80%.
5. Hasil akurasi dari pengklasifikasian menggunakan sebuah fitur saja sudah cukup tinggi, yaitu diatas 80%. Urutan tingkat

akurasi mulai dari yang terbesar hingga terkecil adalah pada fitur RMS, VAR, MAV, dan SSI, yaitu sebesar 84%, 82%, 81% dan 80%.

5.2 Saran

Demi pengembangan lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, disarankan beberapa langkah lanjutan sebagai berikut :

1. Penambahan jumlah sampel pada setiap gerakan untuk meningkatkan variasi data
2. Proses klasifikasi dilakukan secara *real-time* sehingga dapat secara langsung digunakan untuk pelatihan gerakan bahasa isyarat

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. P. Nasional, Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia. No. 3, 2001. (Dikutip pada halaman ix, 7, 8).
- [2] R. A. E. Freixo, “Electromyography and inertial sensor-based gesture detection and control,” 2015. (Dikutip pada halaman ix, 12).
- [3] J. Taylor, “Real-time translation of american sign language using wearable technology,” 2016. (Dikutip pada halaman ix, 13).
- [4] A. Ganiev, H.-S. Shin, and K.-H. Lee, “Study on virtual control of a robotic armband for the self-manipulation of a hand amputee,” International Journal of Applied Engineering Research, vol. 11, no. 2, pp. 775–782, 2016. (Dikutip pada halaman ix, 15).
- [5] J. G. Abreu, J. M. Teixeira, L. S. Figueiredo, and V. Teichrieb, “Evaluating sign language recognition using the myo armband,” in 2016 XVIII Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR), pp. 64–70, June 2016. (Dikutip pada halaman 1, 29).
- [6] P. Paudyal, A. Banerjee, and S. K. Gupta, “Sceptre: A pervasive, non-invasive, and programmable gesture recognition technology,” in Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI '16, (New York, NY, USA), pp. 282–293, ACM, 2016. (Dikutip pada halaman 1).
- [7] Klastering suara berdasarkan gender dengan ekstraksi ciri berbasis domain waktu, 2012. No citations.
- [8] Gesture Based Universal Controller Using EMG Signals, 2014. (Dikutip pada halaman 8).
- [9] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang, “Surface electromyography signal processing and classification techniques,” Sensors,

- vol. 13, no. 9, pp. 12431–12466, 2013. (Dikutip pada halaman 8, 10).
- [10] Tinjauan Aplikasi Elektromiografi Dalam Ergonomi, 2008. (Dikutip pada halaman 9).
- [11] Letak Elektroda Elektromiografi pada Upper Extremity Muscle, 2014. (Dikutip pada halaman 11, 12).
- [12] MuMYO-Evaluating and Exploring the MYO Armband for Musical Interaction, 2015. (Dikutip pada halaman 16).
- [13] M. Irfan, W. Caesarendra, and M. Ariyanto, “Studi klasifikasi tujuh gerakan tangan sinyal electromyography (emg) menggunakan metode pattern recognition,” Jurnal Teknik Mesin S-1 Undip, vol. 4, no. 3, pp. 307–316, 2016. (Dikutip pada halaman 17, 18, 29).
- [14] R. E. Putri, Suparti, and R. Rahmawati, “Perbandingan metode klasifikasi naive bayes dan k-nearest neighbor pada analisis data status kerja di kabupaten demak tahun 2012,” Jurnal Gaussian, vol. 3, no. 4, pp. 831–838, 2014. (Dikutip pada halaman 18).

LAMPIRAN

L1. LAMPIRAN I

Daftar Kode Kelas Pada Setiap Gerakan yang Digunakan
Pada *Confusion Matrix*

Tabel L1. 1: Daftar kode kelas

Kode Kelas	Gerakan Isyarat
a	1
b	2
c	3
d	4
e	5
f	6
g	7
h	8
i	9
j	Aku
k	Baik
l	Buruk
m	Dengar
n	Diam
o	Maaf
p	Minta
q	Pikir
r	Sakit
s	Saya
t	Telepon

L2. LAMPIRAN II

Rentang Fitur Pada Setiap Kelas Gerakan yang Digunakan Untuk Klasifikasi

Gerakan	MAV Channel ke -							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.287 - 8.398	0.211 - 2.765	1.487 - 3.890	0.252 - 1.264	0.368 - 1.197	1.026 - 4.175	0.185 - 0.754	0.714 - 2.154
2	0.026 - 0.713	0.916 - 4.518	13.958 - 26.921	2.015 - 5.772	0.345 - 1.479	0.347 - 1.979	0.462 - 2.599	0.718 - 4.192
3	0.394 - 1.511	5.546 - 9.205	15.244 - 25.419	2.153 - 4.463	0.466 - 2.024	0.591 - 2.514	0.904 - 2.878	0.644 - 6.435
4	0.047 - 1.065	1.077 - 6.198	7.233 - 13.758	0.820 - 2.310	0.156 - 1.266	1.684 - 4.821	0.362 - 1.591	0.277 - 0.940
5	0.082 - 0.769	1.570 - 5.392	6.195 - 11.388	0.646 - 1.765	0.195 - 0.745	0.225 - 0.809	0.741 - 2.472	1.451 - 2.774
6	0.035 - 1.057	0.137 - 0.827	3.082 - 6.732	0.508 - 1.444	0.095 - 0.718	0.262 - 1.317	0.044 - 1.525	0.026 - 0.221
7	0.049 - 0.958	0.024 - 0.484	0.841 - 4.672	0.229 - 1.364	0.173 - 1.049	0.101 - 1.264	0.021 - 0.806	0.021 - 0.253
8	0.042 - 0.989	0.168 - 1.235	1.005 - 6.119	0.446 - 1.921	0.246 - 1.236	0.121 - 1.159	0.041 - 0.425	0.029 - 0.188
9	0.029 - 1.315	0.513 - 2.619	3.995 - 7.459	0.378 - 2.267	0.197 - 1.044	0.219 - 1.228	0.022 - 0.250	0.021 - 0.394
Aku	0.046 - 0.572	4.514 - 9.064	0.418 - 2.626	0.129 - 0.875	0.229 - 1.856	0.859 - 6.951	2.892 - 8.288	1.842 - 5.477
Baik	1.121 - 5.067	1.775 - 6.855	0.320 - 1.228	0.093 - 0.751	0.171 - 0.707	0.104 - 2.228	0.102 - 4.351	0.385 - 1.291
Buruk	0.114 - 1.034	1.974 - 5.776	0.399 - 3.014	0.029 - 0.688	0.022 - 0.727	0.197 - 0.962	1.199 - 3.637	0.148 - 1.198
Dengar	0.053 - 1.180	0.407 - 1.730	4.099 - 7.977	0.584 - 1.768	0.082 - 0.946	1.029 - 2.456	0.022 - 0.305	0.021 - 0.275
Diam	2.041 - 5.241	0.395 - 1.983	0.248 - 1.571	0.254 - 1.847	0.241 - 1.633	0.325 - 1.834	0.050 - 0.481	0.208 - 1.366
Maaf	0.024 - 2.123	6.370 - 11.464	2.128 - 4.471	1.172 - 3.887	1.598 - 7.875	0.948 - 3.050	0.340 - 1.556	0.022 - 0.550
Minta	0.026 - 3.861	0.019 - 0.456	0.174 - 0.940	0.028 - 0.571	0.114 - 0.739	0.624 - 1.356	0.022 - 0.295	0.021 - 1.059
Pikir	1.534 - 5.177	0.203 - 1.459	0.000 - 0.713	0.179 - 2.231	0.290 - 1.738	0.125 - 1.474	0.034 - 0.323	0.151 - 1.186
Saya	3.260 - 6.132	1.194 - 4.331	0.437 - 2.855	0.155 - 1.398	0.234 - 2.097	0.000 - 0.521	0.025 - 0.683	0.209 - 1.395
Sakit	0.000 - 0.486	4.512 - 8.886	0.214 - 1.952	2.029 - 6.678	3.439 - 7.095	4.392 - 18.381	0.935 - 4.813	0.000 - 0.655
Telepon	0.151 - 2.991	1.265 - 5.174	0.355 - 2.355	0.242 - 2.208	0.463 - 2.034	0.817 - 2.729	0.651 - 3.050	0.000 - 0.457

Gambar L2. 1: Rentang fitur MAV untuk klasifikasi

Gerakan	RMS Channel ke -							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.287 - 8.398	0.211 - 2.765	1.487 - 3.890	0.252 - 1.264	0.368 - 1.197	1.026 - 4.175	0.185 - 0.754	0.714 - 2.154
2	0.026 - 0.713	0.916 - 4.518	13.958 - 26.921	2.015 - 5.772	0.345 - 1.479	0.347 - 1.979	0.462 - 2.599	0.718 - 4.192
3	0.394 - 1.511	5.546 - 9.205	15.244 - 25.419	2.153 - 4.463	0.466 - 2.024	0.591 - 2.514	0.904 - 2.878	0.644 - 6.435
4	0.047 - 1.065	1.077 - 6.198	7.233 - 13.758	0.820 - 2.310	0.156 - 1.266	1.684 - 4.821	0.362 - 1.591	0.277 - 0.940
5	0.082 - 0.769	1.570 - 5.392	6.195 - 11.388	0.646 - 1.765	0.195 - 0.745	0.225 - 0.809	0.741 - 2.472	1.451 - 2.774
6	0.035 - 1.057	0.137 - 0.827	3.082 - 6.732	0.508 - 1.444	0.095 - 0.718	0.262 - 1.317	0.044 - 1.525	0.026 - 0.221
7	0.049 - 0.958	0.024 - 0.484	0.841 - 4.672	0.229 - 1.364	0.173 - 1.049	0.101 - 1.264	0.021 - 0.806	0.021 - 0.253
8	0.042 - 0.989	0.168 - 1.235	1.005 - 6.119	0.446 - 1.921	0.246 - 1.236	0.121 - 1.159	0.041 - 0.425	0.029 - 0.188
9	0.029 - 1.315	0.513 - 2.619	3.995 - 7.459	0.378 - 2.267	0.197 - 1.044	0.219 - 1.228	0.022 - 0.250	0.021 - 0.394
Aku	0.046 - 0.572	4.514 - 9.064	0.418 - 2.626	0.129 - 0.875	0.229 - 1.856	0.859 - 6.951	2.892 - 8.288	1.842 - 5.477
Baik	1.121 - 5.067	1.775 - 6.855	0.320 - 1.228	0.093 - 0.751	0.171 - 0.707	0.104 - 2.228	0.102 - 4.351	0.385 - 1.291
Buruk	0.114 - 1.034	1.974 - 5.776	0.399 - 3.014	0.029 - 0.688	0.022 - 0.727	0.197 - 0.962	1.199 - 3.637	0.148 - 1.198
Dengar	0.053 - 1.180	0.407 - 1.730	4.099 - 7.977	0.584 - 1.768	0.082 - 0.946	1.029 - 2.456	0.022 - 0.305	0.021 - 0.275
Diam	2.041 - 5.241	0.395 - 1.983	0.248 - 1.571	0.254 - 1.847	0.241 - 1.633	0.325 - 1.834	0.050 - 0.481	0.208 - 1.366
Maaf	0.024 - 2.123	6.370 - 11.464	2.128 - 4.471	1.172 - 3.887	1.598 - 7.875	0.948 - 3.050	0.340 - 1.556	0.022 - 0.550
Minta	0.026 - 3.861	0.019 - 0.456	0.174 - 0.940	0.028 - 0.571	0.114 - 0.739	0.624 - 1.356	0.022 - 0.295	0.021 - 1.059
Pikir	1.534 - 5.177	0.203 - 1.459	0.000 - 0.713	0.179 - 2.231	0.290 - 1.738	0.125 - 1.474	0.034 - 0.323	0.151 - 1.186
Saya	3.260 - 6.132	1.194 - 4.331	0.437 - 2.855	0.155 - 1.398	0.234 - 2.097	0.000 - 0.521	0.025 - 0.683	0.209 - 1.395
Sakit	0.000 - 0.486	4.512 - 8.886	0.214 - 1.952	2.029 - 6.678	3.439 - 7.095	4.392 - 18.381	0.935 - 4.813	0.000 - 0.655
Telepon	0.151 - 2.991	1.265 - 5.174	0.355 - 2.355	0.242 - 2.208	0.463 - 2.034	0.817 - 2.729	0.651 - 3.050	0.000 - 0.457

Gambar L2. 2: Rentang fitur RMS untuk klasifikasi

Gerakan	VAR Channel ke -							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	33.58 - 333.89	5.56 - 91.82	41.35 - 122.07	8.24 - 55.17	9.68 - 42.34	34.08 - 129.77	4.48 - 23.02	19.19 - 76.80
2	0.60 - 28.38	26.58 - 141.03	694.82 - 1621.50	58.89 - 210.49	9.62 - 46.06	9.76 - 70.34	13.68 - 84.20	20.76 - 150.78
3	9.37 - 50.90	140.62 - 368.57	773.79 - 1495.76	49.98 - 137.46	9.72 - 67.42	15.56 - 84.90	24.51 - 92.19	16.32 - 237.32
4	1.14 - 32.53	26.96 - 224.62	254.21 - 606.73	21.34 - 70.67	3.64 - 35.97	46.54 - 174.15	9.13 - 55.90	7.07 - 31.39
5	2.00 - 23.25	42.85 - 205.21	210.09 - 447.64	15.84 - 49.90	4.18 - 33.66	5.75 - 25.26	19.30 - 75.33	38.47 - 81.33
6	0.90 - 31.31	2.92 - 21.58	92.83 - 221.94	15.10 - 50.48	2.11 - 22.21	5.94 - 43.75	0.91 - 50.03	0.55 - 6.91
7	1.14 - 43.55	0.50 - 12.90	23.00 - 151.22	10.44 - 51.00	4.57 - 42.93	2.34 - 36.98	0.43 - 21.75	0.43 - 9.46
8	1.32 - 48.35	3.97 - 37.94	27.84 - 215.50	10.98 - 81.88	7.36 - 53.33	2.70 - 33.42	0.93 - 16.98	0.82 - 5.34
9	0.71 - 47.02	12.80 - 92.30	126.51 - 287.74	9.63 - 81.80	5.05 - 41.49	5.47 - 38.93	0.44 - 6.96	0.54 - 10.67
Aku	0.92 - 15.90	328.16 - 703.49	9.79 - 81.93	3.92 - 30.39	5.39 - 72.31	21.68 - 251.71	80.58 - 301.94	51.84 - 174.80
Baik	31.16 - 176.43	54.34 - 307.99	8.36 - 41.80	2.06 - 22.11	4.09 - 21.30	2.32 - 65.80	2.44 - 180.89	9.88 - 39.90
Buruk	2.72 - 50.49	56.60 - 253.73	10.30 - 94.03	0.71 - 26.00	0.45 - 25.69	6.46 - 27.52	35.81 - 139.73	3.19 - 35.87
Dengar	1.45 - 43.29	9.42 - 47.10	136.05 - 278.90	14.62 - 67.53	2.02 - 27.94	27.98 - 70.18	0.43 - 9.62	0.43 - 5.97
Diam	58.13 - 181.36	10.74 - 58.18	6.02 - 51.85	6.94 - 107.65	5.63 - 73.58	7.55 - 51.19	1.02 - 16.84	4.69 - 55.41
Maaf	0.47 - 135.44	375.24 - 863.10	56.95 - 146.52	33.71 - 174.40	51.24 - 480.10	24.30 - 104.22	10.33 - 44.87	0.46 - 14.88
Minta	0.52 - 270.89	0.39 - 11.79	4.08 - 29.50	0.58 - 17.48	2.42 - 18.93	14.99 - 43.46	0.25 - 9.16	0.42 - 9.57
Pikir	48.82 - 174.66	5.10 - 59.13	0.00 - 20.77	4.06 - 92.30	7.65 - 61.72	3.41 - 54.26	0.73 - 8.08	3.39 - 34.37
Saya	106.97 - 218.04	36.74 - 140.75	11.64 - 83.16	3.77 - 58.00	7.41 - 123.14	0.00 - 20.57	0.50 - 28.60	5.23 - 39.46
Sakit	0.00 - 10.88	252.77 - 536.35	4.75 - 65.44	55.69 - 248.37	97.38 - 254.56	124.89 - 942.38	24.86 - 164.37	0.00 - 23.45
Telepon	4.27 - 156.94	33.24 - 213.51	9.22 - 59.20	6.14 - 93.39	8.50 - 77.22	2.97 - 90.83	18.55 - 121.30	0.00 - 15.80

Gambar L2. 3: Rentang fitur VAR untuk klasifikasi

Gerakan	SSI Channel ke -							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	27370 - 295160	5243 - 81167	39109 - 107914	8042 - 45568	7939 - 36536	28932 - 111991	3655 - 18878	16465 - 65200
2	529 - 25938	24384 - 122695	644435 - 1410704	56617 - 183129	9567 - 40070	9116 - 61196	13600 - 73250	20636 - 131177
3	8198 - 49822	126840 - 350573	668446 - 1334215	46535 - 127155	11873 - 60139	15963 - 75731	21442 - 74214	14280 - 219517
4	1170 - 29892	23587 - 206430	222436 - 557585	18676 - 59579	3720 - 33053	44209 - 160041	8097 - 53498	5662 - 26518
5	1754 - 21345	37580 - 188385	184253 - 382301	13895 - 45804	3663 - 34736	5002 - 22334	18220 - 66590	32890 - 77819
6	784 - 28691	2699 - 17439	79783 - 179328	13970 - 40788	1950 - 17949	5076 - 39333	841 - 44273	441 - 5727
7	1058 - 39760	441 - 12117	20336 - 140790	9519 - 42638	3395 - 35892	2134 - 34929	400 - 20123	400 - 8265
8	1156 - 53575	3204 - 34262	22464 - 184470	8864 - 72631	6715 - 47300	2481 - 28410	925 - 13704	882 - 4741
9	625 - 40387	10762 - 78364	109646 - 244294	9364 - 64544	4467 - 32733	4859 - 30712	400 - 5729	441 - 8781
Aku	800 - 14104	305521 - 623992	9138 - 68903	3553 - 26976	4825 - 53603	20232 - 185259	70349 - 248747	45256 - 144734
Baik	29946 - 171134	48467 - 263023	7633 - 37306	1946 - 22178	3373 - 21368	1983 - 63235	2307 - 173840	8830 - 38706
Buruk	2225 - 46354	49409 - 246884	9542 - 91490	625 - 21660	400 - 21398	5774 - 25399	38026 - 144899	2777 - 36340
Dengar	1366 - 36060	8424 - 39238	112474 - 244878	14654 - 59288	1795 - 24531	28038 - 62740	400 - 7936	400 - 5301
Diam	56150 - 150408	9267 - 48060	4579 - 41167	5730 - 85478	4862 - 58426	6331 - 44795	841 - 14731	4035 - 48483
Maaf	400 - 100499	321129 - 702563	49548 - 119270	27271 - 129408	45812 - 356237	20852 - 77332	8926 - 38229	441 - 11886
Minta	400 - 245140	400 - 10238	3823 - 22746	441 - 17424	2254 - 16428	14041 - 37722	400 - 7955	400 - 9271
Pikir	37739 - 128708	3731 - 45710	0 - 18676	3551 - 62144	6690 - 46462	2979 - 46611	400 - 5776	2483 - 24872
Saya	92533 - 199069	37911 - 124423	12017 - 73515	3483 - 50478	6539 - 102449	0 - 17797	400 - 24395	4871 - 34534
Sakit	0 - 8408	194632 - 410222	3902 - 48882	39765 - 191243	71742 - 206190	97327 - 703955	20138 - 122786	0 - 18339
Telepon	3896 - 154899	27654 - 210732	8414 - 51446	5607 - 77144	10841 - 63786	18405 - 89648	14228 - 119719	0 - 13616

Gambar L2. 4: Rentang fitur SSI untuk klasifikasi

L3. LAMPIRAN III

**Tingkat Keberhasilan Pengenalan Gerakan Pada Tiap Perbandingan Jumlah Data
*Training-Testing***

Tabel L3. 2: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 40 dan data *testing* 360

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	17	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	1	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	14	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	3	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	0	0	3	11	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	2	15	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	0	17	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
i	0	1	0	0	1	0	13	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	4	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	6	0	0	2	0	0	0	7	0	0
l	0	0	1	0	0	0	0	0	0	11	2	4	0	0	0	0	0	0	0	0
m	2	0	0	0	0	0	9	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
n	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	3	0	0
o	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0
p	7	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
q	3	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	4	0	0
r	5	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	8	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0
t	0	0	1	0	0	0	7	0	0	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	5

Tabel L3. 3: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 80 dan data *testing* 320

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
b	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	4	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	1	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	1	3	1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	1	0	9	1	0	3	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	1	0	5	8	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	2	6	5	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	0	0	1	0	3	10	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	7	0	0
l	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	5	8	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	2	0	0	0	2	8	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0
n	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	8	0	0	0	5	0	0
o	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0
p	0	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	2	0	2	1	7	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	9	2	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	13	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	13	0
t	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11

Tabel L3. 4: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 120 dan data *testing* 280

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	1	0	0
b	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	1	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	1	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	0	0	8	1	1	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	1	0	5	5	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	2	5	2	4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	0	0	2	0	2	9	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	9	0	0	0	0	0	0	4	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	9	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	2	0	1	0	0	9	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
n	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	10	1	0	0	1	0	0
o	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0
p	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	5	0	6	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	5	0	0	8	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	11	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	13	0
t	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	7

Tabel L3. 5: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 160 dan data *testing* 240

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0
b	0	10	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	1	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	0	0	7	1	1	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	5	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	2	4	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	0	0	1	0	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	8	0	0	2	0	0	0	1	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	7	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	1	0	1	0	0	2	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0
n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	9	0	0	2	0	0	0
o	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0
p	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	8	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	0	8	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	10

Tabel L3. 6: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 200 dan data *testing* 200

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	5	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	9	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	1	0	6	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	8	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	2	0	5	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
i	0	0	0	1	0	2	0	1	5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	2	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	1
m	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0
n	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	1
o	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	2	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	8	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	9	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	9

Tabel L3. 7: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 240 dan data *testing* 160

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	3	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	1	0	5	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	6	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	1	0	5	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	1	0	2	0	0	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	2	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
n	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	1	0	0	1
o	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	2	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	7	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	7	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8

Tabel L3. 8: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 280 dan data *testing* 120

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	1	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	1	0	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	0	0	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	1	0	0	0	0	3	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0
n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	2	0	0	0
o	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	0	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6

Tabel L3. 9: *Confusion matrix* menggunakan data *training* 320 dan data *testing* 80

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t
a	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
b	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
c	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
e	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f	0	0	0	0	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
g	0	0	0	0	0	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
h	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
i	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
j	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
l	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0
m	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	0
o	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
p	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0
q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0
r	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3	0	0
s	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0
t	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4

BIOGRAFI PENULIS



Ifut Rahayuningsih, lahir pada 25 Juli 1995 di Karanganyar, Surakarta, Jawa Tengah. Penulis lulus dari SMP Negeri 1 Jumantono pada tahun 2010 kemudian melanjutkan pendidikan ke SMA Negeri 1 Karanganyar hingga akhirnya lulus pada tahun 2013. Penulis kemudian melanjutkan pendidikan Strata satu ke Jurusan Teknik Multimedia dan Jaringan, FTI-ITS yang kemudian berganti nama menjadi Teknik Komputer, FTE-ITS Surabaya. Pada tahun ketiga penulis mengambil bidang studi Telematika. Saat di kuliah penulis aktif menjadi asisten laboratorium B401, staff Departemen Dalam Negeri BEM FTI ITS periode 2014/2015 dan Divisi Kalpataru Elektro ITS. Selain itu penulis juga aktif dalam berbagai kepanitiaan seperti sebagai Bendahara Dies Natalis 54 FTI, Bendahara TRF 2015, Sekretaris MAGE 2016, dll. Penulis sangat tertarik dalam bidang biomedik dan gemar mendalami bidang pengolahan citra.

Halaman ini sengaja dikosongkan