



TUGAS AKHIR (AE43250)

**RANCANG BANGUN *WEARABLE DEVICE* UNTUK
PENDERITA KELUMPUHAN PARSIAL MENGGUNAKAN
METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

Ryan Kurniawan
NRP. 0923140109

DOSEN PEMBIMBING:
NOORMAN RINANTO, S.T., M.T., Ph.D.
AGUS KHUMAI, S.ST., M.T.

PROGRAM STUDI D4 TEKNIK OTOMASI
JURUSAN TEKNIK KELISTRIKAN KAPAL
POLITEKNIK PERKAPALAN NEGERI SURABAYA
SURABAYA
2025

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



PPNS POLITEKNIK
PERKAPALAN
NEGERI SURABAYA

HALAMAN JUDUL

TUGAS AKHIR (AE43250)

**RANCANG BANGUN WEARABLE DEVICE UNTUK
PENDERITA KELUMPUHAN PARSIAL MENGGUNAKAN
METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

Ryan Kurniawan
NRP. 0923140109

DOSEN PEMBIMBING
NOORMAN RINANTO , S.T., M.T.,PH.D.
AGUS KHUMAIDI, S.ST., M.T.

PROGRAM STUDI D4 TEKNIK OTOMASI
JURUSAN TEKNIK KELISTRIKAN KAPAL
POLITEKNIK PERKAPALAN NEGERI SURABAYA
SURABAYA
2025

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

Rancang Bangun *Wearable device* Untuk Penderita Kelumpuhan Parsial menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)

Disusun oleh :
Ryan kurniawan
0923140109

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Kelulusan
Program Studi D4 Teknik Otomasi
Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal
POLITEKNIK PERKAPALAN NEGERI SURABAYA

Disetujui oleh Tim penguji Tugas Akhir Tanggal Ujian : 21 Januari 2025
Periode Wisuda : September 2025

Menyetujui,

Dosen Penguji

1. Ryan Yudha Adhitya, S.ST., M.T.
2. Noorman Rinanto, S.T., M.T., Ph.D.
3. Ir. Joko Endrasmono, M.T.
4. Dimas Pristovani Riananda, S.ST., M.T.

NIDN

- (0016069101)
(0014107607)
(0009096402)
(0031109304)

Tanda Tangan

(.....)
(.....)
(.....)
(.....)

Dosen Pembimbing

1. Noorman Rinanto, S.T., M.T., Ph.D.
2. Agus Khumaidi, S.ST., M.T.

NIDN

- (0014107607)
(0017089303)

Tanda Tangan

(.....)
(.....)

Menyetujui
Ketua Jurusan,
13-02-25


Isa Rachman, S.T., M.T.
NIP. 198008162008121001

Mengetahui

Koordinator Program Studi,


Agus Khumaidi, S.ST., M.T.
NIP. 199308172020121004

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

	<u>PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT</u>	No. : F.WD I. 021 Date : 3 Nopember 2015 Rev. : 01 Page : 1 dari 1
---	--	---

Yang bertandatangan dibawah ini :

Nama : Ryan Kurniawan
 NRP. : 0923140109
 Jurusan/Prodi : Otomasi / Kelistrikan Kapal

Dengan ini menyatakan dengan sesungguhnya bahwa :

Tugas Akhir yang akan saya kerjakan dengan judul :

Rancang Bangun *Wearable Device* untuk penderita Kelumpuhan parsial menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN)

Adalah benar karya saya sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain.

Apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam karya ilmiah tersebut, maka saya bersedia menerima **sanksi** sesuai ketentuan peraturan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan penuh tanggung jawab.

Surabaya, 29 Januari 2025

Yang membuat pernyataan,



(Ryan Kurniawan)

NRP. 0923140109

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik dan tepat waktu. Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi di Teknik Otomasi, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya.

Dalam proses penyusunan tugas akhir ini, penulis menghadapi berbagai tantangan dan hambatan. Namun, berkat dukungan, bimbingan, dan doa dari berbagai pihak, tugas akhir ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Orang tua, keluarga, Setyo ambar, dan rekan kerja di PT Bernofarm Pharmaceutical Company yang selalu memberikan doa, masukan, semangat, dan dukungan moral maupun materil dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Bapak Isa Rachman, S.T., M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal PPNS.
3. Bapak Agus Khumaidi, S.ST., M.T. selaku Koordinator Program Studi Teknik Otomasi PPNS.
4. Bapak Noorman Rinanto, ST., MT., Ph.D. selaku Dosen pembimbing I, atas segala arahan, bimbingan, dan masukannya selama pengerjaan tugas akhir.
5. Bapak Agus Khumaidi, S.ST., M.T. selaku Dosen pembimbing II, atas segala bantuan dan masukan selama proses pengerjaan tugass akhir.
6. Bapak Ryan Yudha Adhitya, S.ST., MT. Selaku koordinator tugas akhir yang telah banyak membantu semua proses tugas akhir hingga berjalan dengan lancar.
7. Seluruh dosen jurusan kelistrikan kapal yang telah memberikan ilmu yang sangat berharga sehingga dapat diimplementasikan pada tugas akhir.
8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebut satu satu atas bantuan dan doa sehingga semua proses tugas akhir dapat berjalan dengan lancar

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta menjadi referensi yang berguna dalam pengembangan ilmu pengetahuan.

Akhir kata, semoga segala upaya yang telah dilakukan mendapatkan keberkahan dan ridho dari Tuhan Yang Maha Esa.

Surabaya , 29 Januari 2025

A handwritten signature in black ink, consisting of stylized, overlapping loops and lines, positioned above the printed name.

Ryan Kurniawan

RANCANG BANGUN *WEARABLE DEVICE* UNTUK PENDERITA KELUMPUHAN PARSIAL MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Ryan Kurniawan

ABSTRAK

Kelumpuhan parsial atau paraplegia menghambat kemampuan seseorang untuk bergerak dan melakukan aktivitas sehari-hari secara mandiri, sehingga sering membutuhkan bantuan orang lain. Penelitian ini merancang sebuah *wearable device* yang bertujuan membantu pasien menjalankan aktivitas dasar secara mandiri. Perangkat ini terdiri dari master dan *slave*, di mana perangkat master menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gerakan tangan dan jari pasien. Perangkat master dilengkapi dengan sensor flex, ADXL345, dan HMC5883 yang dipasang pada jari, punggung tangan, dan pergelangan tangan untuk mendeteksi perubahan posisi jari, pergerakan telapak tangan, serta arah pergerakan tangan berdasarkan medan magnet. Data dari sensor-sensor tersebut dianalisis menggunakan KNN untuk mengidentifikasi gerakan. Setelah gerakan dikenali, perangkat master mengirimkan perintah ke perangkat *slave*, yang dapat digunakan untuk mengendalikan perangkat elektronik seperti menyalakan lampu melalui relay. Metode KNN memungkinkan klasifikasi gerakan yang akurat, memberikan respons yang sesuai dengan gerakan pasien. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode KNN memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 93.34% dalam memprediksi hasil klasifikasi gerakan Bisindo dan hasil komparasi antara hasil klasifikasi program dengan perhitungan manual didapatkan hasil kesesuaian sebesar 87.15%.

Kata Kunci: *Wearable device*, Kelumpuhan Parsial, K-Nearest Neighbor, Sensor Flex, ADXL345

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DESIGN AND DEVELOPMENT OF A WEARABLE DEVICE FOR PARTIAL PARALYSIS PATIENTS USING THE K- NEAREST NEIGHBOR (KNN) METHOD

Ryan Kurniawan

ABSTRACT

Partial paralysis or paraplegia hinders a person's ability to move and perform daily activities independently, often requiring assistance from others. This study designs a wearable device aimed at helping patients carry out basic activities independently. The device consists of a master and a slave unit, where the master device utilizes the K-Nearest Neighbor (KNN) method to detect and classify hand and finger movements of the patient. The master device is equipped with flex sensors, an ADXL345 accelerometer, and an HMC5883 magnetometer, which are attached to the fingers, the back of the hand, and the wrist to detect changes in finger positions, palm movements, and hand movement directions based on the magnetic field. Data from these sensors is analyzed using KNN to identify the movements. Once a movement is recognized, the master device sends a command to the slave device, which can be used to control electronic devices, such as turning on lights via a relay. The KNN method enables accurate movement classification, providing responses corresponding to the patient's movements. The results of the study show that the KNN method achieves an average accuracy of 93.34% in predicting Bisindo gesture classification outcomes, and a comparison between program classification results and manual calculations shows a conformity rate of 87.15%.

Keywords: *Wearable device, Partial Paralysis, K-Nearest Neighbor, Flex Sensor, ADXL345*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT	v
KATA PENGANTAR.....	vii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR GAMBAR.....	xx
DAFTAR NOTASI	xxiii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Pertanyaan Penelitian	2
1.3 Batasan Penelitian.....	2
1.4 Tujuan Penelitian.....	2
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Kajian Penelitian Terdahulu	5
2.2 Kajian Pustaka.....	6
2.2.1 K – nearest neighbors	6
2.2.2 ESP32	7
2.2.3 Arduino IDE.....	8
2.2.4 Sensor Flex	9
2.2.5 Sensor Tegangan	9

2.2.6	<i>Buck Converter</i>	10
2.2.7	<i>Power Supply</i>	11
2.2.8	Sensor HMC5883	11
2.2.9	Sensor ADXL345.....	12
2.2.10	Protokol TCP/IP.....	12
2.2.11	LCD I2C	13
BAB 3 METODE PENELITIAN.....		15
3.1	Tahapan penelitian	15
3.2	Konsep penelitian.....	16
3.3	Perencanaan dan Desain.....	21
3.4	Diagram arsitektur	25
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		27
4.1	Pengujian sensor dan aktuator	27
4.1.1	Pengujian dan validasi sensor HMC5883L	27
4.1.2	Pengujian dan validasi sensor flex.....	32
4.1.3	Pengujian dan validasi sensor ADXL345	40
4.1.4	Pengujian relay terhadap lampu dan buzzer	48
4.1.5	Pengujian LCD i2c	50
4.2	Pembuatan perangkat master	52
4.3	Pembuatan perangkat <i>slave</i>	52
4.4	Datasheet Sistem KNN.....	55
4.4.1	Dataset gerakan Bisindo Bangun	55
4.4.2	Dataset gerakan Bisindo Tidur.....	57
4.4.3	Datasheet gerakan Bisindo Jalan	60
4.4.4	Datasheet gerakan Bisindo Duduk	62
4.4.5	Datasheet gerakan Bisindo Makan.....	64

4.4.6	Datasheet gerakan Bisindo Minum	66
4.4.7	Datasheet gerakan Bisindo Mandi	69
4.5	Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan besaran nilai K.....	71
4.5.1	Hasil klasifikasi nilai K = 1	72
4.5.3	Hasil klasifikasi nilai K = 3	73
4.5.3	Hasil klasifikasi nilai K = 5	74
4.6	Hasil eksekusi metode KNN	75
4.6.1	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Bangun	75
4.6.2	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Tidur.....	76
4.6.3	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Jalan	77
4.6.4	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Duduk.....	78
4.6.5	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Makan	80
4.6.6	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Minum	81
4.6.7	Hasil eksekusi gerakan Bisindo Mandi	82
4.6.8	Confusion matrix hasil klasifikasi KNN.....	83
4.7	Perhitungan metode KNN	84
4.7.1	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Bangun	85
4.7.2	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Tidur	87
4.7.3	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Jalan	89
4.7.4	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Duduk.....	91
4.7.5	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Makan	93
4.7.6	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Minum.....	94
4.7.7	Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Mandi.....	96
4.8	Komparasi kalkulasi manual dengan Program	98
4.8.1	Komparasi gerakan Bisindo Bangun	99
4.8.2	Komparasi gerakan Bisindo Tidur.....	99

4.8.3	Komparasi gerakan Bisindo Jalan	100
4.8.4	Komparasi gerakan Bisindo Duduk.....	101
4.8.5	Komparasi gerakan Bisindo Makan.....	101
4.8.6	Komparasi gerakan Bisindo Minum	102
4.8.7	Komparasi gerakan Bisindo Mandi	103
4.9	Pengiriman data melalui protokol TCP/IP	104
4.10	Data responden	105
4.10.1	Responden pertama	106
4.10.2	Responden kedua	109
4.10.3	Responden ketiga	112
4.10.4	Responden keempat	114
4.10.5	Responden kelima	118
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....		121
5.1	Kesimpulan.....	121
5.2	Saran.....	122
DAFTAR PUSTAKA.....		123
LAMPIRAN		127

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Pembacaan HMC5883L.....	32
Tabel 4. 2 Data Hasil perbandingan pembacaan sensor flex.....	39
Tabel 4. 3 Perbandingan pembacaan gyro ADXL345	48
Tabel 4. 4 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Bangun.....	56
Tabel 4. 5 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Tidur	58
Tabel 4. 6 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Jalan.....	60
Tabel 4. 7 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Duduk	62
Tabel 4. 8 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Makan	65
Tabel 4. 9 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Minum	67
Tabel 4. 10 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Mandi.....	69
Tabel 4. 11 Data uji klasifikasi.....	72
Tabel 4. 12 Hasil klasifikasi dengan nilai $K=1$	72
Tabel 4. 13 Hasil klasifikasi dengan nilai $K=3$	73
Tabel 4. 14 Hasil klasifikasi dengan nilai $K=5$	74
Tabel 4. 15 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Bangun	75
Tabel 4. 16 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Tidur.....	76
Tabel 4. 17 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Jalan	77
Tabel 4. 18 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Duduk.....	79
Tabel 4. 19 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Makan.....	80
Tabel 4. 20 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Minum.....	81
Tabel 4. 21 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Mandi	82
Tabel 4. 22 persebaran data hasil klasifikasi.....	83
Tabel 4. 23 Dataset gerakan Bidinso Bangun	85
Tabel 4. 24 Data tes gerakan Bisindo Bangun	85
Tabel 4. 25 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Bangun	86
Tabel 4. 26 Dataset gerakan Bisindo Tidur	87
Tabel 4. 27 Data tes gerakan Bisindo Tidur	87
Tabel 4. 28 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Tidur	88
Tabel 4. 29 Dataset gerakan Bisindo Jalan	89

Tabel 4. 30 Data tes Gerakan Bisindo Jalan.....	89
Tabel 4. 31 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Jalan	90
Tabel 4. 32 Dataset gerakan Bisindo Duduk	91
Tabel 4. 33 Data tes gerakan Bisindo Duduk.....	91
Tabel 4. 34 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Duduk.....	92
Tabel 4. 35 Dataset gerakan Bisindo Makan.....	93
Tabel 4. 36 Data tes gerakan Bisindo Makan.....	93
Tabel 4. 37 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Makan	94
Tabel 4. 38Dataset gerakan Bisindo Minum	95
Tabel 4. 39 Data tes gerakan Bisindo Minum	95
Tabel 4. 40 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Minum.....	95
Tabel 4. 41 Dataset gerakan Bisindo Mandi	96
Tabel 4. 42 Data tes gerakan Bisindo Minum	96
Tabel 4. 43 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Mandi	97
Tabel 4. 44 Hasil komparasi gerakan bisindo Bangun.....	99
Tabel 4. 45 Hasil komparasi gerakan bisindo Tidur	99
Tabel 4. 46 Hasil komparasi gerakan Bisindo Jalan	100
Tabel 4. 47 Hasil komparasi gerakan Bisindo Duduk	101
Tabel 4. 48 Hasil komparasi gerakan Bisindo Makan	101
Tabel 4. 49 Hasil komparasi gerakan Bisindo Minum	102
Tabel 4. 50 Hasil komparasi gerakan Bisindo Mandi.....	103
Tabel 4. 51 Persebaran data hasil komparasi	103
Tabel 4. 52 Pengiriman data menggunakan protokol TCP/IP.....	104
Tabel 4. 53 Tabel parameter responden pertama	106
Tabel 4. 54 Hasil Gerakan bisindo bangun responden pertama	106
Tabel 4. 55 Hasil Gerakan bisindo tidur responden pertama	106
Tabel 4. 56 Hasil Gerakan bisindo jalan responden pertama	107
Tabel 4. 57 Hasil Gerakan bisindo duduk responden pertama.....	107
Tabel 4. 58 Hasil Gerakan bisindo makan responden pertama	107
Tabel 4. 59 Hasil Gerakan bisindo minum responden pertama.....	108
Tabel 4. 60 Hasil Gerakan bisindo mandi responden pertama	108
Tabel 4. 61 Tabel parameter responden kedua	109

Tabel 4. 62 Hasil Gerakan bisindo bangun responden kedua	109
Tabel 4. 63 Hasil Gerakan bisindo tidur responden kedua	109
Tabel 4. 64 Hasil Gerakan bisindo jalan responden kedua	110
Tabel 4. 65 Hasil Gerakan bisindo duduk responden kedua	110
Tabel 4. 66 Hasil Gerakan bisindo makan responden kedua	110
Tabel 4. 67 Hasil Gerakan bisindo minum responden kedua.....	111
Tabel 4. 68 Hasil Gerakan bisindo mandi responden kedua	111
Tabel 4. 69 Tabel parameter responden ketiga.....	112
Tabel 4. 70 Hasil Gerakan bisindo bangun responden ketiga	112
Tabel 4. 71 Hasil Gerakan bisindo tidur responden ketiga	112
Tabel 4. 72 Hasil Gerakan bisindo jalan responden ketiga	113
Tabel 4. 73 Hasil Gerakan bisindo duduk responden ketiga.....	113
Tabel 4. 74 Hasil Gerakan bisindo makan responden ketiga	113
Tabel 4. 75 Hasil Gerakan bisindo minum responden ketiga.....	114
Tabel 4. 76 Hasil Gerakan bisindo mandi responden ketiga.....	114
Tabel 4. 77 Tabel parameter responden keempat	115
Tabel 4. 78 Hasil Gerakan bisindo bangun responden keempat	115
Tabel 4. 79 Hasil Gerakan bisindo tidur responden keempat.....	115
Tabel 4. 80 Hasil Gerakan bisindo jalan responden keempat	115
Tabel 4. 81 Hasil Gerakan bisindo duduk responden keempat	116
Tabel 4. 82 Hasil Gerakan bisindo makan responden keempat.....	116
Tabel 4. 83 Hasil Gerakan bisindo minum responden keempat	117
Tabel 4. 84 Hasil Gerakan bisindo minum responden keempat	117
Tabel 4. 85 Tabel data parameter responden kelim	118
Tabel 4. 86 Hasil Gerakan bisindo bangun responden kelima	118
Tabel 4. 87 Hasil Gerakan bisindo tidur responden kelima	118
Tabel 4. 88 Hasil Gerakan bisindo jalan responden kelima	119
Tabel 4. 89 Hasil Gerakan bisindo duduk responden kelima.....	119
Tabel 4. 90 Hasil Gerakan bisindo makan responden kelima	119
Tabel 4. 91 Hasil Gerakan bisindo minum responden kelima	120
Tabel 4. 92 Hasil Gerakan bisindo mandi responden kelima.....	120

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 K-Nearest Neighbor.....	7
Gambar 2. 2 ESP32.....	8
Gambar 2. 3 Sensor Flex	9
Gambar 2. 4 Sensor Tegangan.....	10
Gambar 2. 5 Buck Converter.....	10
Gambar 2. 6 Sensor HMC5883L.....	12
Gambar 2. 7 Sensor ADXL345	12
Gambar 2. 8 LCD i2c.....	13
 Gambar 3. 1 Flowchart Tahapan Penelitian	 15
Gambar 3. 2 Blok Diagram Sistem.....	17
Gambar 3. 3 Gerakan isyarat bisindo bangun	18
Gambar 3. 4 Gerakan isyarat bisindo tidur	18
Gambar 3. 5 Gerakan isyarat bisindo jalan	19
Gambar 3. 6 Gambar Gerakan isyarat Bisindo Duduk	19
Gambar 3. 7 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo makan	20
Gambar 3. 8 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo Minum	20
Gambar 3. 9 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo Mandi	21
Gambar 3. 10 Desain Perangkat master dan <i>Slave</i>	22
Gambar 3. 11 Wiring Diagram Perangkat Master.....	23
Gambar 3. 12 Wiring Diagram Perangkat <i>Slave</i>	24
Gambar 3. 13 Diagram arsitektur	25
 Gambar 4. 1 Gambar data validasi 0°	 28
Gambar 4. 2 Data validasi 180°	30
Gambar 4. 3 Data validasi 270°	31
Gambar 4. 4 Resistansi jari lurus.....	34
Gambar 4. 5 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari lurus.....	35
Gambar 4. 6 Resistansi jari menekuk	36

Gambar 4. 7 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari menekuk	37
Gambar 4. 8 Resistansi jari mengepal.....	38
Gambar 4. 9 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari mengepal	39
Gambar 4. 10 Posisi tegak lurus menghadap ke atas	42
Gambar 4. 11 Posisi miring ke kanan	44
Gambar 4. 12 Posisi Miring ke kiri.....	46
Gambar 4. 13 Hasil pengujian relay lampu kondisi OFF	49
Gambar 4. 14 Keadaan aktual lampu saat relay OFF	49
Gambar 4. 15 Hasil pengujian relay lampu kondisi ON	49
Gambar 4. 16 Kondisi aktual lampu saat relay ON	50
Gambar 4. 17 Hasil pengujian LCD I2C Print bangun.....	51
Gambar 4. 18 Hasil Pengujian LCD I2C Print Makan	51
Gambar 4. 19 Perangkat Master	52
Gambar 4. 20 Realisasi Wiring perangkat slave.....	53
Gambar 4. 21 Perangkat slave tampak bawah.....	54
Gambar 4. 22 Perangkat Slave tampak atas	54
Gambar 4. 23 Gerakan bisindo bangun.....	55
Gambar 4. 24 Gerakan bisindo tidur	58
Gambar 4. 25 Gerakan bisindo jalan.....	60
Gambar 4. 26 Gerakan bisindo duduk	62
Gambar 4. 27 Gerakan bisindo makan.....	64
Gambar 4. 28 Gerakan bisindo minum	67
Gambar 4. 29 Gerakan bisindo mandi	69

DAFTAR NOTASI

d	: Jarak sampel (x, y)
n	: Jumlah dimensi data
i	: jumlah data 1 sampai n
Σ	: simbol penjumlahan, menunjukkan penjumlahan kuadrat selisih dari setiap koordinat (x, y)
σ	: nilai simpangan baku
μ	: nilai rata rata data <i>sample</i>
n	: jumlah data
p	: nilai probabilitas
π	: konstanta lingkaran

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan merupakan hal yang wajib disyukuri karena merupakan karunia dari yang maha Esa, setiap individu pastinya berharap kesehatan yang baik agar bisa melakukan aktifitas dengan leluasa. Kesehatan juga menjadi hal mendasar yang harus dicapai untuk hidup produktif sehingga dibutuhkan komitmen dan perubahan perilaku yang revolusioner untuk menerapkan budaya hidup bersih dan sehat. Namun tak semua beruntung memiliki kondisi tubuh yang sehat dan bugar, tak sedikit orang yang memiliki penyakit bawaan atau tertimpa musibah sehingga mengalami kelumpuhan parsial.

Penderita kelumpuhan parsial, baik yang disebabkan oleh cedera saraf, penyakit degeneratif, atau gangguan lain, sering kali mengalami keterbatasan mobilitas yang signifikan, sehingga membutuhkan dukungan perangkat yang dapat membantu aktivitas sehari-hari. Dalam hal ini, *wearable device* (perangkat yang dapat dikenakan) menjadi salah satu solusi inovatif yang dapat membantu mereka dalam meningkatkan kemandirian.

Wearable device memiliki keunggulan dalam hal portabilitas dan kemudahan penggunaan, Namun, tantangan utama dalam pengembangan *wearable device* untuk penderita kelumpuhan parsial adalah kemampuan perangkat tersebut dalam mendeteksi gerakan tubuh secara akurat dan memberikan umpan balik yang sesuai. Oleh karena itu, diperlukan metode yang efektif untuk mengolah data sensor dan mengenali pola gerakan yang dihasilkan.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pola gerakan adalah K-Nearest Neighbor (KNN). Metode ini terkenal karena kesederhanaannya dalam implementasi dan kemampuannya untuk menghasilkan akurasi yang tinggi dalam klasifikasi berbasis data. KNN bekerja dengan cara membandingkan data *input* baru dengan sejumlah data yang telah dilabeli sebelumnya, sehingga dapat menentukan kategori atau kelas dari data baru tersebut.

Dalam konteks penderita kelumpuhan parsial, metode KNN dapat digunakan untuk mengenali gerakan tertentu yang dihasilkan oleh pasien melalui sensor yang dipasang pada *wearable device*, kemudian perangkat dapat memberikan respons atau instruksi yang tepat berdasarkan hasil klasifikasi. Dengan adanya Rancang bangun *wearable device* untuk membantu penderita kelumpuhan meningkatkan kemandirian mereka.

1.2 Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah disebut, maka disusun rumusan masalah yang mencakup :

1. Bagaimana hasil akurasi metode KNN dalam mengklasifikasikan gerakan tangan untuk bahasa isyarat indonesia?
2. Bagaimana hasil validasi klasifikasi metode KNN dalam mengenali gerakan bisindo ?
3. Bagaimana hasil akurasi pengiriman data klasifikasi dari perangkat master ke perangkat *slave*?

1.3 Batasan Penelitian

Dalam penyusunan Tugas Akhir ini diberikan beberapa batasan masalah agar tidak menyimpang dari tujuan dan pembahasan. Adapun batasan masalah dari sistem yang dibuat adalah sebagai berikut:

1. Pengguna yang dapat menggunakan alat ini adalah orang yang masih mampu menggerakkan jari dan tangan.
2. Alat dapat bekerja secara efektif pada arah mata agin yang sama sesuai dengan data latih / dataset
3. Parameter yang diukur adalah perubahan nilai ketika jari pada tangan digerakkan menggepal atau lurus.
4. Alat hanya dapat bekerja dengan jaringan komunikasi yang sama.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penulisan Tugas Akhir ini :

1. Mengetahui Bagaimana hasil akurasi metode KNN dalam mengklasifikasikan gerakan tangan untuk bahasa isyarat indonesia.
2. Mengetahui Bagaimana hasil validasi klasifikasi metode KNN dalam mengenali gerakan bisindo.
3. Mengetahui Bagaimana hasil akurasi pengiriman data klasifikasi dari perangkat master ke perangkat *slave*.

1.5 Manfaat Penelitian

Rancang bangun *wearable device* untuk penderita kelumpuhan parsial menggunakan metode K-Nearest Neighbor dapat membantu meringankan aktifitas sehari hari penderita kelumpuhan parsial serta dapat menjadi media pembelajaran semua orang khususnya mahasiswa PPNS.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Penelitian Terdahulu

Implementasi pada pendekatan nilai menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) sudah sangat berkembang di beberapa tahun terakhir, Klasifikasi berdasarkan sistem Informasi adalah teknologi pemetaan Data menjadi satu atau lebih (klasifikasi) Beberapa kelas ditentukan sebelumnya. Algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) adalah algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu objek berdasarkan k data pelatihan yang merupakan jarak terdekat dari objek tersebut. Nilai K tidak boleh lebih besar dari jumlah data pelatihan, dan nilai K harus ganjil. Ada beberapa cara untuk mengukur kedekatan antara data baru dan data lama (data pelatihan), salah satunya adalah jarak *euclidean* (Nurhasan et al., 2020). Pada penelitian ini mengenai *dust suppression system* memiliki hasil pengukuran Pada kondisi normal, kepadatan debu di titik pusat adalah 0,4353 mg/m³ dan suhu 27,5818 °C. Namun pada titik tengah kondisi berdebu, kepadatan debu sebesar 2,374 mg/m³ pada suhu 28,2667 °C. Pengujian sistem menggunakan metode K-nearest neighbour pada 40 set data pengujian dengan proporsi yang sama pada kondisi normal dan berdebu mencapai tingkat keberhasilan sebesar 87,5%.

Untuk mengimplementasikan perubahan nilai data sensor flex karena perubahan gerakan jari pada tangan dengan metode K-Nearest Neighbor, maka penulis merujuk pada penelitian yang sebelumnya sudah dilakukan yaitu, Studi Klasifikasi dengan KNN dan ANN Pada Sarung Tangan Penerjemah Angka dan Alfabet Bahasa Isyarat SIBI (Wungow et al., 2022) Dimana penelitian ini menekankan perbandingan antara metode K-nearest neighbor dengan *Artificial Neural Network*, data pembandingan pada penelitian ini adalah perubahan nilai ADC pada sensor flex yang akan dikonversi menjadi angka dan abjad. Hasil pengujian pada penelitian ini memiliki tingkat keberhasilan 99% menggunakan metode KNN.

Komunikasi pada ESP32 sangat flexibel karena Mikrokontroler ESP32 merupakan mikrokontroler SoC (*System on Chip*) terpadu dengan dilengkapi WiFi 802.11 b/g/n, Bluetooth versi 4.2, dan berbagai peripheral. ESP32 adalah chip yang

cukup lengkap, terdapat prosesor, penyimpanan dan akses pada GPIO (*General Purpose Input Output*). ESP32 bisa digunakan untuk rangkaian pengganti pada Arduino, ESP32 memiliki kemampuan untuk mendukung terkoneksi ke WI-FI secara langsung (Nizam et al., 2022). pada penelitian ini ESP32 berhasil difungsikan sebagai mikrokontroler untuk memonitoring sistem pintu berbasis web.

Sebagai uji kesesuaian metode KNN pada penelitian kali ini, penulis ingin membandingkan metode KNN dengan perhitungan manual menggunakan persamaan *euclidean* metode KNN. Dari referensi yang sudah terhimpun, penulis ingin mengimplementasikan pembacaan sensor flex pada ESP32 master yang akan mengirimkan data melalui jaringan ke pada ESP32 *slave* yang akan digunakan untuk menyalakan atau mematikan komponen elektronik sesuai *wiring* pada kontak relay, namun pada penelitian kali ini diwakilkan dengan 3 lampu, 1 buzzer, dan lcd 16x2 untuk menampilkan beberapa bahasa komunikasi dasar bisindo yang berfungsi untuk membantu aktifitas sehari hari penderita kelumpuhan parsial.

2.2 Kajian Pustaka

2.2.1 K – nearest neighbors

Algoritme KNN K-Nearest Neighbor (KNN) adalah salah satu metode dalam machine learning yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dan regresi. KNN tergolong ke dalam kategori lazy learning atau pembelajaran berdasarkan memori, di mana proses pembelajaran dilakukan hanya pada saat ada data baru yang akan diklasifikasikan. Prinsip dasar KNN adalah membandingkan suatu data baru dengan data-data lama yang sudah dikenal sebelumnya dan menemukan kesamaan di antara data-data tersebut. Salah satu algoritma KNN adalah *Euclidean distance*.

Euclidean distance adalah salah satu metode untuk mengukur jarak antara dua titik dalam ruang *Euclidean*. Dalam konteks K-Nearest Neighbor (KNN), *Euclidean distance* sering digunakan untuk menghitung jarak antara titik data baru dengan titik-titik data yang sudah ada dalam dataset, dengan tujuan untuk mengklasifikasikan data baru tersebut ke dalam

kelompok terdekat. Secara matematis, *Euclidean Distance* antara dua titik dalam ruang berdimensi n , didefinisikan sebagai:

$$d(x, y) = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2)} \quad (2.1)$$

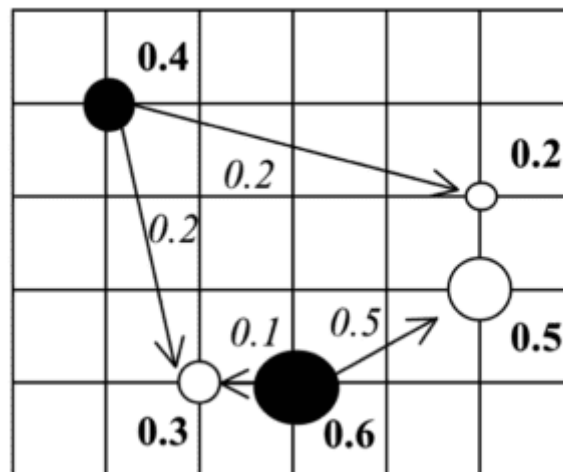
Dimana :

d : Jarak sampel (x, y)

n : Jumlah dimensi data

i : jumlah data 1 sampai n

Σ : simbol penjumlahan, menunjukkan penjumlahan kuadrat selisih dari setiap koordinat (x, y)



Gambar 2. 1 K-Nearest Neighbor
(Sumber : Cunningham & Delany, 2021)

2.2.2 ESP32

ESP32 adalah sistem dengan biaya yang rendah, berdaya rendah pada seri chip (SoC) dengan WiFi & kemampuan Bluetooth dua mode. ESP32 sudah terintegrasi dengan *built-in antenna switches*, RF balun, power amplifier, *low noise receive amplifier*, *filters*, and *power management modules*. Didesain untuk perangkat seluler, perangkat elektronik yang dapat dipakai, dan aplikasi IoT, ESP32 juga bekerja dengan konsumsi daya sangat rendah melalui fitur hemat daya termasuk *fine resolution clock gating*, *multiple power modes*, and *dynamic power scaling*. Module ESP32 merupakan penerus dari module ESP8266 yang cukup

populer untuk Aplikasi IoT. Pada ESP32 terdapat inti CPU serta Wi-Fi yang lebih cepat, GPIO yang lebih, dan mendukung Bluetooth *Low Energi*



Gambar 2. 2 ESP32
(Sumber : Dokumentasi Pribadi)

2.2.3 Arduino IDE

IDE itu merupakan kependekan dari *Integrated Development Enviroenment*, atau secara bahasa mudahnya merupakan lingkungan terintegrasi yang digunakan untuk melakukan pengembangan. Disebut sebagai lingkungan karena melalui *software* inilah Arduino dilakukan pemrograman untuk melakukan fungsi-fungsi yang dibenamkan melalui sintaks pemrograman. Arduino menggunakan bahasa pemrograman sendiri yang menyerupai bahasa C. Bahasa pemrograman Arduino (*Sketch*) sudah dilakukan perubahan untuk memudahkan pemula dalam melakukan pemrograman dari bahasa aslinya. Sebelum dijual ke pasaran, IC mikrokontroler Arduino telah ditanamkan suatu program bernama *Bootlader* yang berfungsi sebagai penengah antara *compiler* Arduino dengan mikrokontroler.

Arduino IDE dibuat dari bahasa pemrograman JAVA. Arduino IDE juga dilengkapi dengan library C/C++ yang biasa disebut *wiring* yang membuat operasi *input* dan *output* menjadi lebih mudah. Arduino IDE ini dikembangkan dari *software* Processing yang dirombak menjadi Arduino IDE khusus untuk pemrograman dengan Arduino.

2.2.4 Sensor Flex

Sensor flex adalah sensor yang membaca perubahan bentuk sensor, berupa lengkungan atau tekukan. Perubahan nilai resistansi pada sensor ini yang sering dimanfaatkan sebagai pembacaan perubahan tempat dimana sensor diletakkan. Umumnya sensor ini diletakkan pada bagian – bagian tubuh untuk membaca perubahan yang nantinya akan digunakan sebagai acuan aktuator, peletakan sensor pada jari manusia untuk mendeteksi perubahan nilai pada saat jari menekuk atau tidak.



Gambar 2. 3 Sensor Flex
(Sumber : Amal, 2021)

2.2.5 Sensor Tegangan

Sensor tegangan adalah perangkat yang digunakan untuk mengukur tegangan listrik di suatu rangkaian dan mengubahnya menjadi sinyal yang dapat dianalisis atau digunakan dalam sistem kontrol. Tegangan yang diukur dapat berupa tegangan AC (*alternating current*) atau DC (*direct current*). Pada dasarnya, sensor tegangan berfungsi untuk mendeteksi perubahan tegangan dan mengeluarkan sinyal yang sesuai dengan nilai tegangan tersebut.

Salah satu metode pengukuran tegangan yang paling sederhana adalah menggunakan pembagi tegangan (*voltage divider*). Dua resistor dipasang secara seri, dan tegangan yang ingin diukur diterapkan di antara kedua resistor tersebut. Tegangan keluaran diambil di antara salah satu resistor dan tanah (*ground*).



Gambar 2. 4 Sensor Tegangan
(Sumber : Dokumentasi Pribadi)

2.2.6 Buck Converter

Buck converter, atau *step-down converter*, adalah salah satu jenis rangkaian konverter DC-DC yang berfungsi untuk menurunkan tegangan *input* menjadi tegangan *output* yang lebih rendah. Konverter ini sering digunakan pada aplikasi di mana tegangan *input* lebih tinggi dari tegangan yang diperlukan oleh beban. Prinsip dasar dari *buck converter* adalah dengan mengubah tegangan DC *input* yang lebih tinggi menjadi tegangan DC *output* yang lebih rendah melalui proses saklar dan penyimpanan energi pada elemen reaktif seperti induktor dan kapasitor.

Prinsip kerja *buck converter* didasarkan pada pengaturan siklus *on-off* saklar (biasanya transistor MOSFET atau IGBT) yang dioperasikan dengan teknik *switching*. Ketika saklar dalam posisi "*on*," tegangan *input* diterapkan ke induktor yang menyimpan energi dalam bentuk medan magnet. Ketika saklar dalam posisi "*off*," induktor melepaskan energi yang tersimpan ke beban, dan tegangan *output* yang dihasilkan lebih rendah dari tegangan *input*.



Gambar 2. 5 Buck Converter
(Sumber : roboway)

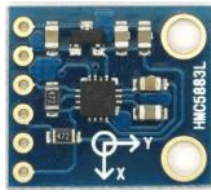
2.2.7 Power Supply

Power supply 5V DC adalah perangkat elektronik yang berfungsi mengubah sumber daya listrik, baik dari tegangan AC (*alternating current*) atau DC (*direct current*) yang lebih tinggi, menjadi tegangan *output* sebesar 5 volt DC. *Power supply* ini digunakan dalam berbagai aplikasi, mulai dari perangkat elektronik kecil seperti sensor, mikrokontroler, hingga peralatan komunikasi dan sistem *embedded*. Tegangan 5V DC sangat umum karena sesuai dengan tegangan operasi banyak komponen elektronik, terutama pada perangkat digital dan mikrokontroler seperti Arduino, Raspberry Pi, dan sistem lainnya.

2.2.8 Sensor HMC5883

HMC5883 adalah sensor magnetometer tiga sumbu yang digunakan untuk mendeteksi medan magnet bumi dan mengukur arah atau orientasi berdasarkan medan tersebut. Sensor ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti kompas digital, sistem navigasi, perangkat pemetaan, dan berbagai proyek yang memerlukan pengukuran arah atau orientasi.

Sensor HMC5883 bekerja dengan mengukur komponen medan magnet di sepanjang tiga sumbu (X, Y, dan Z). Setiap sumbu akan mendeteksi intensitas medan magnet yang berbeda tergantung pada orientasi sensor terhadap medan magnet bumi. Data dari ketiga sumbu ini kemudian diolah untuk menentukan arah atau heading dalam sistem koordinat tiga dimensi. Dengan demikian, HMC5883 dapat digunakan untuk mengukur sudut pergeseran atau orientasi perangkat terhadap utara magnetis. Pada penelitian sebelumnya sensor HCM5883 memiliki akurasi yang baik yaitu pada rentang 1° - 2° (Fitriyah et al., n.d.)



Gambar 2. 6 Sensor HMC5883L
(Sumber : Fitriyah et al., n.d.)

2.2.9 Sensor ADXL345

ADXL345 adalah sensor akselerometer digital tiga sumbu yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi untuk mendeteksi percepatan linier, orientasi, dan gerakan. Sensor ini sangat populer karena memiliki sensitivitas yang tinggi, konsumsi daya rendah, serta kemampuan untuk mendeteksi gerakan dalam rentang $\pm 2g$ hingga $\pm 16g$, yang membuatnya cocok untuk berbagai keperluan, seperti perangkat i sistem navigasi, dan kendali gerakan.

ADXL345 bekerja berdasarkan prinsip kapasitansi mikroelektromekanis (MEMS). Saat perangkat mengalami perubahan percepatan di salah satu atau lebih dari tiga sumbu (X, Y, Z), struktur internal sensor berubah, yang mengakibatkan perubahan kapasitansi. Perubahan kapasitansi ini kemudian dikonversi menjadi sinyal digital yang mewakili percepatan dalam setiap sumbu. Sensor ini dilengkapi dengan antarmuka I2C atau SPI, yang memungkinkan integrasi mudah dengan mikrokontroler atau prosesor.



Gambar 2. 7 Sensor ADXL345
(Sumber : Dokumentasi Pribadi)

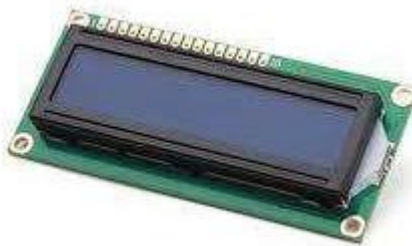
2.2.10 Protokol TCP/IP

TCP/IP (*Transmission Control Protocol/Internet Protocol*) adalah seperangkat protokol komunikasi yang digunakan untuk menghubungkan

perangkat di jaringan dan mengirimkan data melalui internet. Protokol ini merupakan standar komunikasi yang paling banyak digunakan saat ini karena fleksibilitas dan keandalannya dalam menangani berbagai jenis data di berbagai *platform* dan aplikasi. Internet Protocol (IP) mengelola pengalamatan dan pengiriman paket data di jaringan. IP mengatur bagaimana data dibagi menjadi paket kecil yang disebut datagram dan kemudian dikirim melalui jaringan menuju alamat tujuan.

2.2.11 LCD I2C

LCD I2C adalah modul tampilan berbasis Liquid Crystal Display (LCD) yang menggunakan protokol komunikasi I2C (Inter-Integrated Circuit) untuk beroperasi. Dibandingkan dengan LCD paralel yang membutuhkan banyak pin, LCD I2C hanya memerlukan dua jalur utama, yaitu SDA (Serial Data) dan SCL (Serial Clock), sehingga lebih efisien dalam penggunaan GPIO pada mikrokontroler seperti ESP32 atau Arduino. Modul ini biasanya memiliki alamat I2C bawaan (0x27 atau 0x3F) yang memungkinkan komunikasi langsung dengan mikrokontroler melalui perintah sederhana untuk menampilkan teks atau angka.



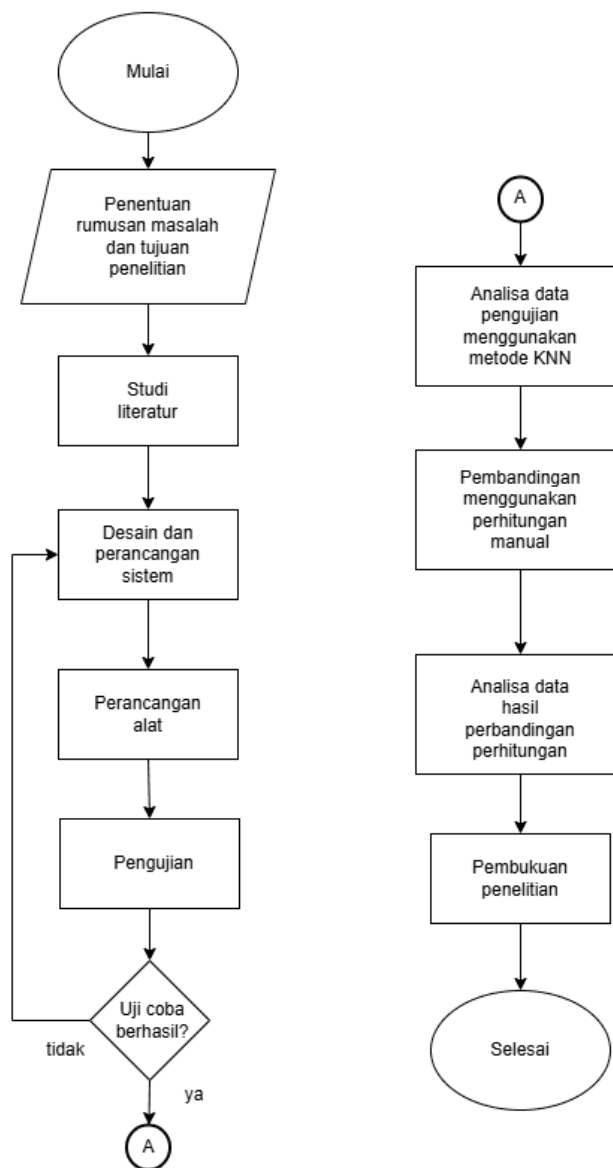
Gambar 2. 8 LCD i2c
(Sumber : Dokumentasi pribadi)

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1 Tahapan penelitian

Pada penelitian ini memiliki tahapan penelitian seperti pada *flow chart* yang berada pada gambar 3.1 berikut.



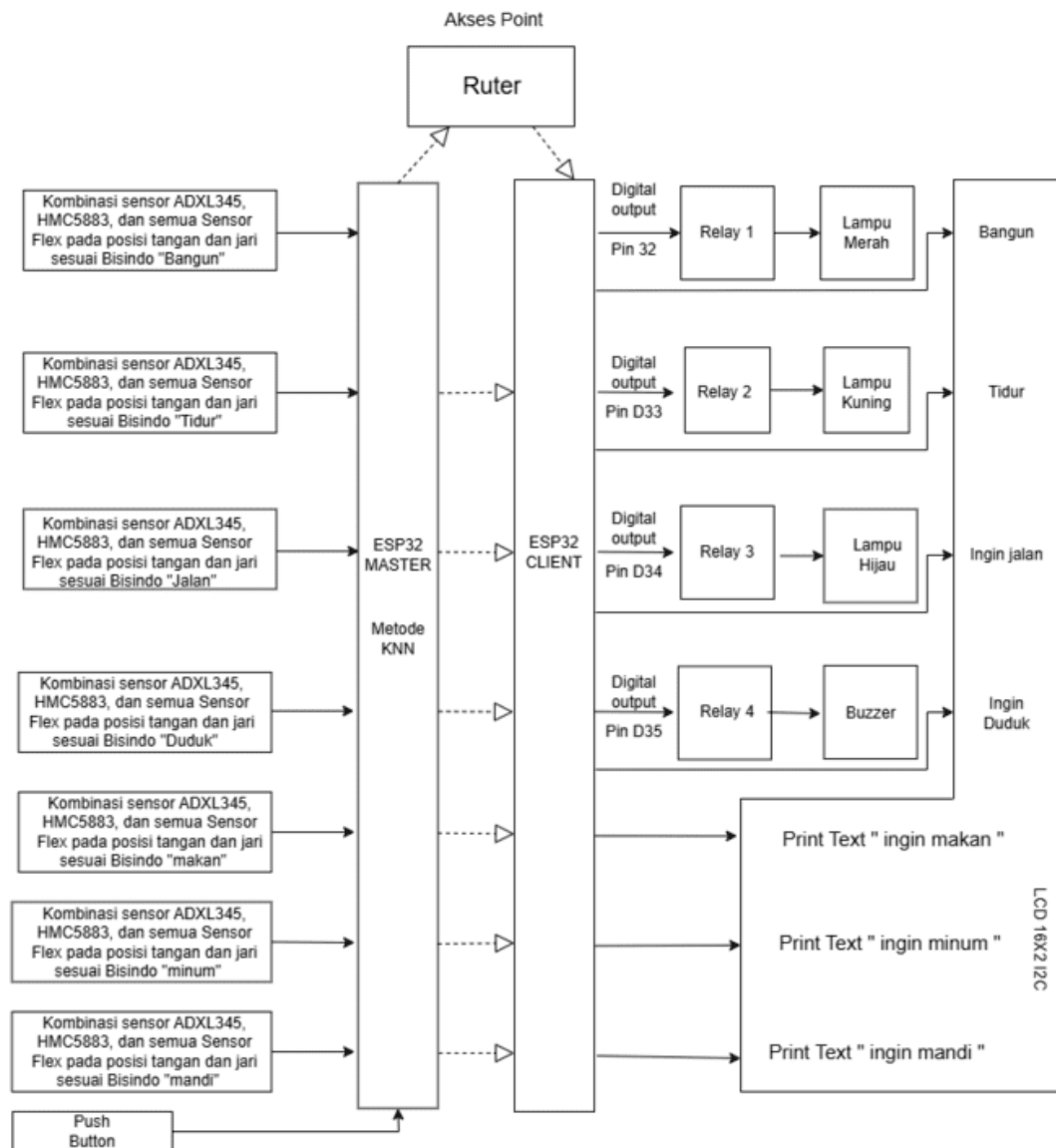
Gambar 3. 1 Flowchart Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian pada penelitian ini diawali dengan penentuan rumusan masalah dan tujuan penelitian, pada penelitian ini penulis memiliki gambaran untuk membuat alat bantu penderita kelumpuhan parsial yang dapat membantu aktifitas keseharian menjadi lebih mudah. Untuk mewujudkan alat dan penelitian mengenai alat pembantu penderita kelumpuhan parsial tersebut penulis membutuhkan studi literatur baik dari jurnal, *e-book*, maupun *website*. Proses selanjutnya adalah mendesain dan merancang bagaimana alat tersebut dapat berfungsi dengan optimal dan memiliki bentuk yang seminimalis mungkin untuk perangkat master agar memiliki kenyamanan yang cukup saat digunakan, proses selanjutnya adalah realisasi dari hasil perancangan, pembuatan mekanik, board, posisi sensor, wiring power dan kontrol agar alat ini dapat diuji untuk mengetahui apakah sistem ini sesuai atau tidak dengan rumusan dan tujuan penelitian, jika pada proses pengujian tidak berhasil, maka akan kembali pada proses desain dan perencanaan sistem, namun jika dalam prosesn pengujian berhasil maka akan dilanjutkan pada tahap analisa data pengujian menggunakan metode KNN dan membandingkan data hasil algoritma KNN dengan hasil perhitungan manual. Setelah data hasil perbandingan selesai dilanjutkan dengan pembuatan pembukuan tugas akhir.

3.2 Konsep penelitian

Prototipe pada penelitian ini memiliki dua bagian utama yaitu perangkat master dan perangkat *slave*. Perangkat master akan terpasang pada tangan kanan penderita kelumpuhan, terdapat empat sensor flex yang masing masing akan terpasang pada jari telunjuk, jari tengah, jari manis, dan jari kelingking serta terdapat sensor ADXL345 yang akan terpasang pada punggung tangan yang berfungsi untuk membaca gerakan tangan, pada punggung tangan juga terdapat sensor kompas HMC5883L yang berfungsi untuk membaca arah gerak dari tangan pengguna. Perangkat *slave* adalah perangkat yang akan menerima data dari perangkat master, pengiriman data melalui jaringan *wireless* yaitu menggunakan protokol TCP/IP. Pada perangkat *slave* terdapat beberapa komponen yaitu ESP32, lampu merah, lampu kuning, lampu hijau, buzzer, lcd 16x2 dengan module I2C untuk menampilkan hasil klasifikasi, module relay, serta *power supply* yang berfungsi untuk sumber tegangan dc esp32.

Pada penelitian ini memiliki konsep seperti gambar berikut,



Gambar 3. 2 Blok Diagram Sistem

Seperti yang terlihat pada gambar 3.2 perangkat master memiliki beberapa kombinasi gerakan jari dan tangan untuk mengaktifkan komponen pada perangkat *slave*, kombinasi gerakan pada perangkat master sebagai berikut :

1. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan bangun pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo) maka layar lcd akan muncul “bangun” dan lampu merah akan menyala sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan

dan jari saat pengguna bangun adalah jari telunjuk dan ibu jari berada pada samping mata, dengan gerakan jari telunjuk dan ibu jari membuka.



Gambar 3. 3 Gerakan isyarat bisindo bangun

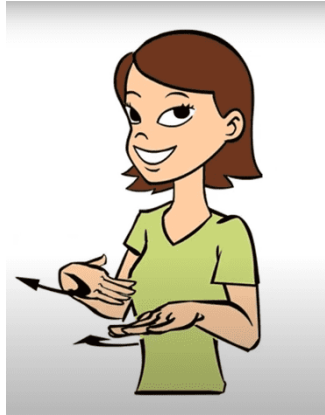
2. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan tidur pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo) maka layar lcd akan muncul “ingin tidur” dan lampu kuning akan menyala sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat pengguna ingin tidur adalah semua jari lurus dan rapat, tangan berada pada samping pipi kiri atau kanan seperti pada gambar 3.4 berikut.



Gambar 3. 4 Gerakan isyarat bisindo tidur

3. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan jalan keluar pada bahasa isyarat Indonesia

(Bisindo) maka layar lcd akan muncul “ingin jalan” dan lampu hijau akan aktif sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat pengguna ingin makan seperti pada gambar 3.5 berikut



Gambar 3. 5 Gerakan isyarat bisindo jalan

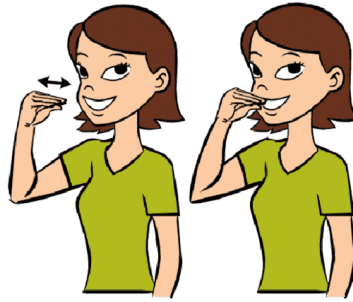
4. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan makan pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo) maka layar lcd akan muncul “ingin duduk” dan *buzzer* akan aktif sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat pengguna ingin makan seperti pada gambar 3.6 berikut,



Gambar 3. 6 Gambar Gerakan isyarat Bisindo Duduk

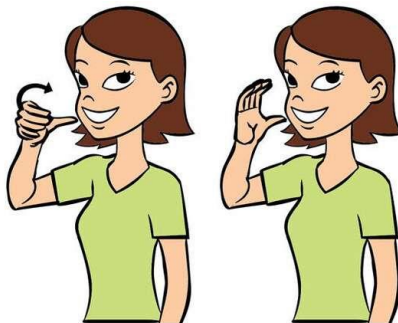
5. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan makan pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo)

maka layar lcd akan muncul “ingin makan” sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat pengguna ingin makan seperti pada gambar 3.7 berikut,



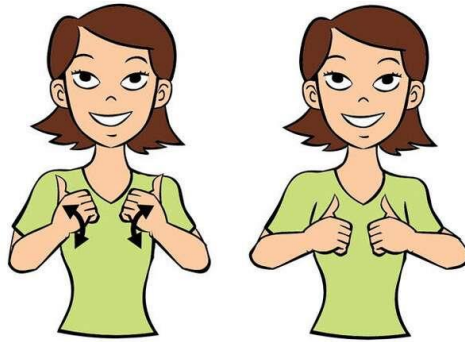
Gambar 3. 7 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo makan

6. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan minum pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo) maka layar lcd akan muncul “ ingin minum ” sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat penderita ingin minum seperti pada gambar 3.8 berikut.



Gambar 3. 8 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo Minum

7. Ketika kombinasi gerakan tangan dan jari pengguna mengisyaratkan mandi pada bahasa isyarat Indonesia (Bisindo) maka layar lcd akan muncul “ingin mandi” sesuai dengan gambar 3.2. Kombinasi gerakan tangan dan jari saat penderita ingin mandi seperti pada gambar 3.9 berikut.



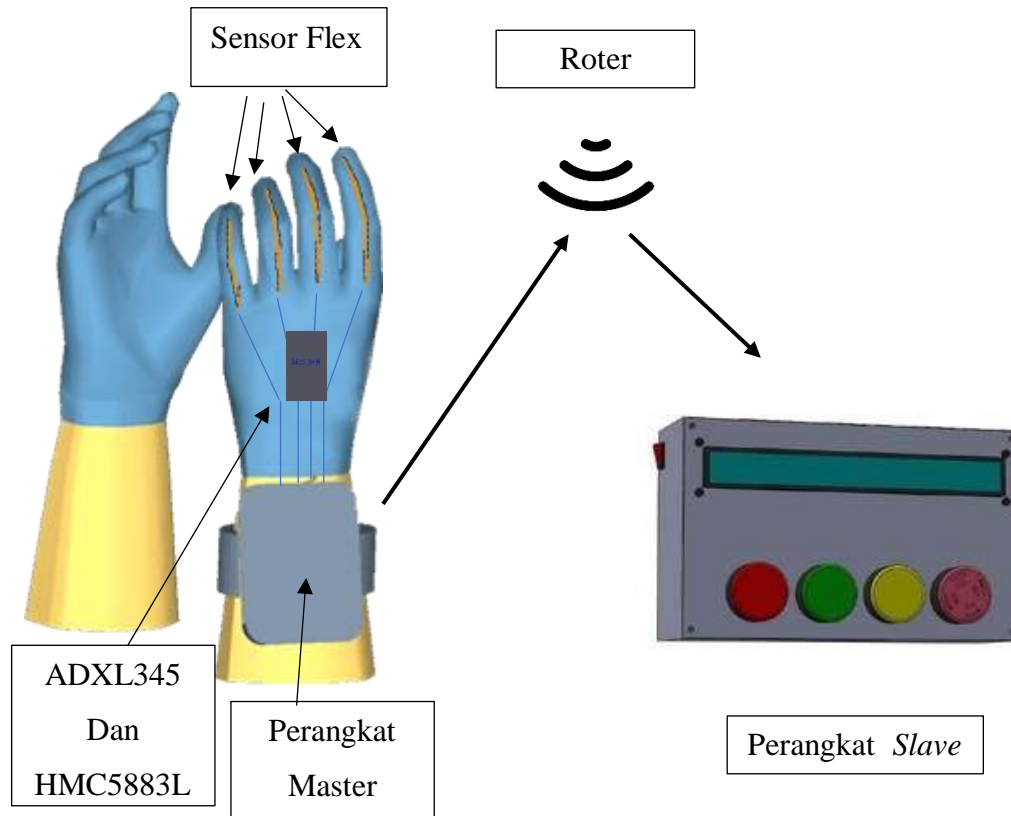
Gambar 3. 9 Gambar Gerakan Isyarat Bisindo Mandi

Pada perangkat master terdapat push button yang berfungsi untuk memulai dan menghentikan klasifikasi gerakan bisindo. Ketika push button ditekan maka perangkat master akan melakukan klasifikasi untuk memprediksi gerakan yang sedang dilakukan lalu mengirim data hasil klasifikasi kepada perangkat *slave*. Namun ketika push button tidak ditekan maka perangkat master akan menghentikan klasifikasi dan mengirimkan data hasil klasifikasi terakhir pada perangkat *slave*.

3.3 Perencanaan dan Desain

Desain perangkat master dan perangkat *slave* pada gambar 3.10 berfungsi sebagai acuan pengerjaan perangkat secara actual. Desain untuk perangkat master didesain sekecil mungkin untuk kenyamanan pengguna, pada pergelangan lengan perangkat master terdapat esp32 sebagai main kontroler utama, baterai 9vdc, dan *buck converter* yang berfungsi untuk menurunkan tegangan baterai sesuai dengan tegangan operasional esp32. Semua tertata secara kompleks dan terstruktur untuk mendapatkan desain yang seramping dan sekecil mungkin agar lebih nyaman saat digunakan. Wiring sensor pada perangkat master semua tertuju pada satu muara yaitu esp32, kontroler esp32 diletakkan pada pergelangan tangan bersamaan dengan baterai 9vdc dan *buck converter*. Sensor HMC5883L dan sensor ADXL345 diletakkan pada satu tempat yaitu terletak pada punggung tangan untuk mendapatkan hasil pembacaan yang optimal, selain untuk hasil pembacaan yang optimal peletakan sensor pada punggung tangan juga bermanfaat untuk hasil klasifikasi yang optimal.

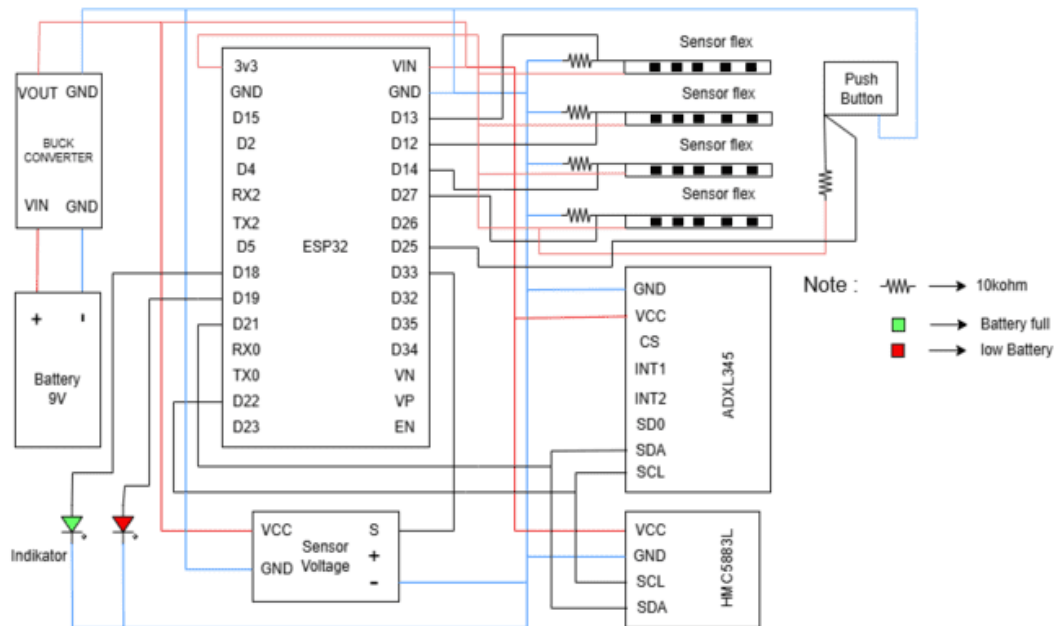
Pada penelitian tugas akhir ini memiliki perencanaan hardware seperti pada gambar 3.10,



Gambar 3. 10 Desain Perangkat master dan *Slave*

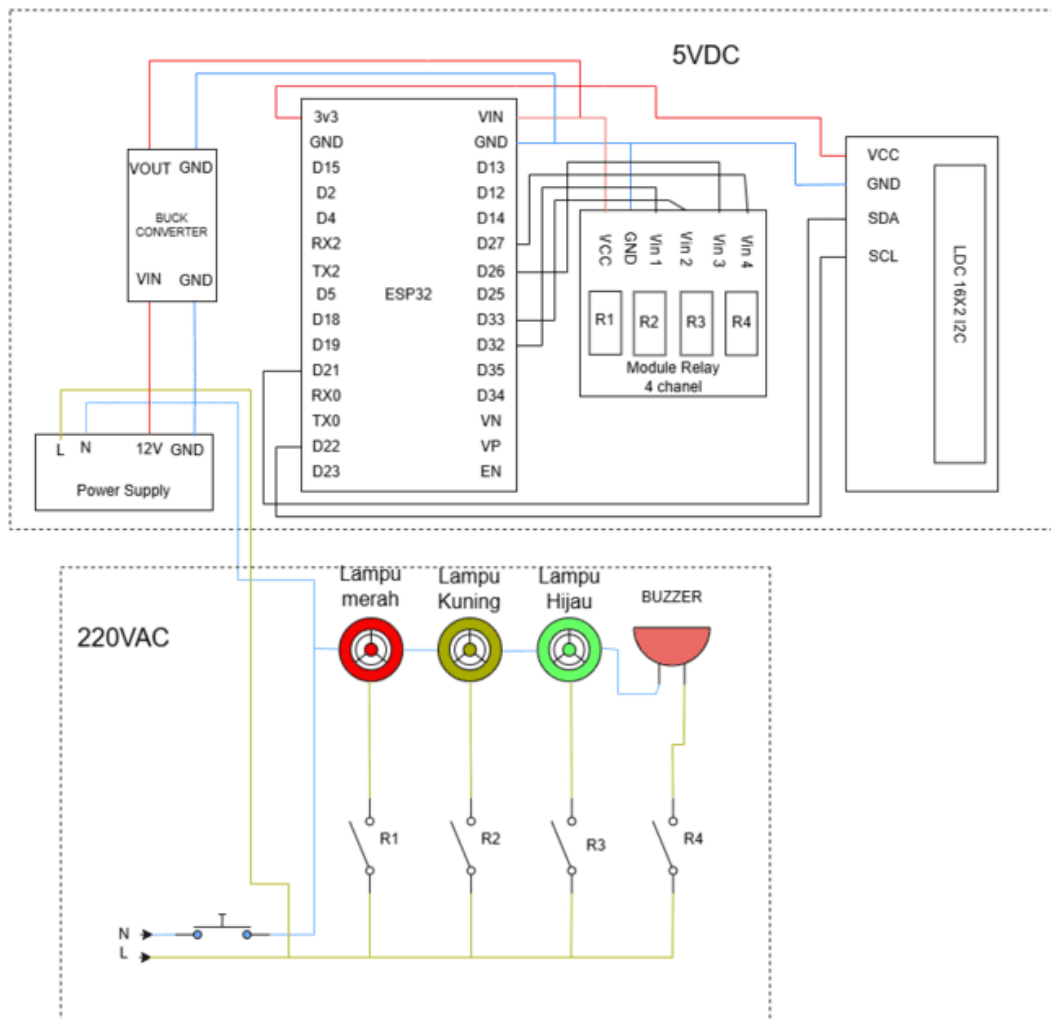
Gambar tersebut menunjukkan sebuah sistem sarung tangan pintar yang dilengkapi dengan sensor flex pada jari-jari untuk mendeteksi gerakan tangan. Sistem ini terdiri dari perangkat master yang terpasang pada sarung tangan dan berisi sensor ADXL345 serta HMC5883L untuk mendeteksi orientasi dan posisi tangan. Data dari perangkat master dikirim secara nirkabel melalui modul komunikasi ke perangkat slave,

Perangkat *slave* memiliki cover yang terbuat dari bahan plastik untuk meringankan beban dan lebih fleksibel, pada perangkat *slave* memiliki inputan tegangan 220Vac sebagai main power yang kemudian akan digunakan untuk power lampu, buzzer, dan power supply untuk mengubah tegangan ac menjadi tegangan dc. Pada perangkat slave juga terdapat *switch* dan LCD 16x2 untuk menampilkan hasil klasifikasi dari perangkat master.



Gambar 3. 11 Wiring Diagram Perangkat Master

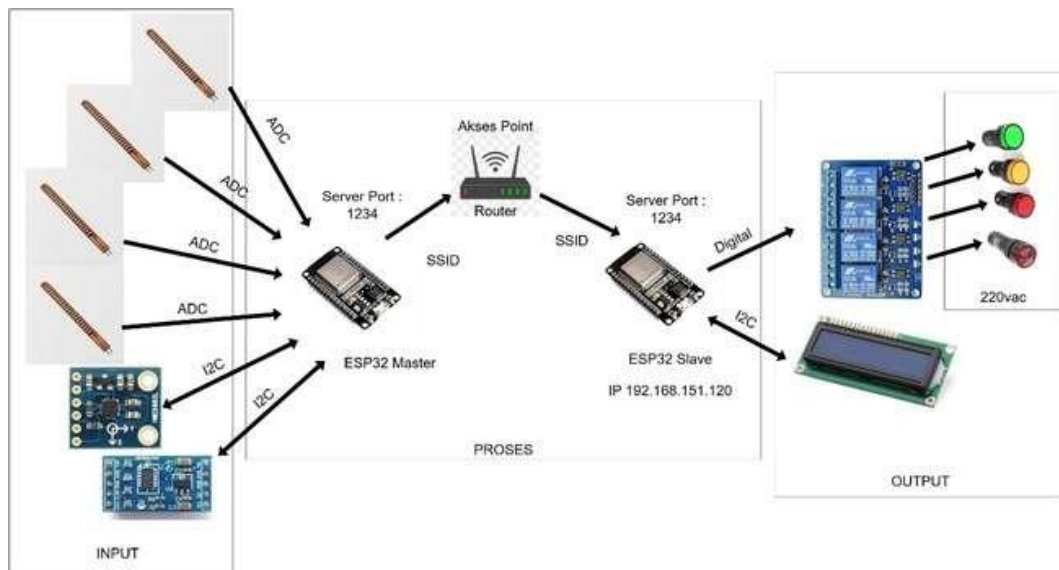
Gambar 3.11 merupakan *wiring diagram* perangkat master yang terdapat beberapa komponen pendukung pada perangkat master, semua terpusat pada ESP32 sebagai penerima data *outputan* dari sensor dan terdapat *buck converter* sebagai *step down* tegangan dari *battery* 9Vdc. Keluaran dari sensor flex memerlukan rangkaian pembagi tegangan sederhana yang membutuhkan resistor 100kohm, resistor 100kohm diperlukan untuk meningkatkan resolusi pembacaan sensor flex. Untuk memonitoring tegangan keluaran dari buck converter terdapat sensor tegangan, *outputan* sensor tegangan akan diolah sebagai indikator kapasitas *battery*. Push button berfungsi untuk menghentikan proses klasifikasi pada esp32 master, ketika push button ditekan maka proses klasifikasi berjalan dan ketika dilepas maka akan mengirimkan data terakhir. Tegangan masukan untuk sensor ADXL345 dan sensor HMC5883L dipararel dengan tegangan masukan esp32 untuk meringankan beban dari esp32, sehingga esp32 hanya perlu membaca *outputan* dari sensor ADXL345 dan sensor HMC5883L melalui komunikasi i2c pada pin 21 sebagai sda dan pin 22 sebagai scl.



Gambar 3. 12 Wiring Diagram Perangkat *Slave*
(Sumber : Dokumentasi Pribadi)

Gambar 3.12 merupakan wiring diagram perangkat *slave* yang membutuhkan tegangan 220vac sebagai sumber tegangan utama, power supply 12vdc digunakan sebagai supply tegangan pada ESP32, tegangan keluaran dari *power supply* diturunkan terlebih dahulu oleh *buck converter* menjadi tegangan operasional esp32 yaitu 5VDC. Lampu merah, kuning, hijau, dan buzzer memiliki *inputan* tegangan 220vac yang diputus oleh kontak relay satu, relay dua, relay tiga, dan relay empat. Kontrol relay ini berasal dari outputan esp32, dimana esp32 akan mengontrol aktif atau tidaknya relay berdasarkan hasil klasifikasi KNN pada perangkat master yang dikirimkan ke perangkat *slave*

3.4 Diagram arsitektur



Gambar 3. 13 Diagram arsitektur

Gambar 3.13 menunjukkan arsitektur komunikasi antara ESP32 Master dan ESP32 *Slave* menggunakan protokol TCP/IP melalui jaringan Wi-Fi dengan akses point sebagai perantara. ESP32 Master berfungsi sebagai pengolah data yang menerima input dari beberapa sensor flex melalui ADC (Analog-to-Digital Converter) serta sensor HMC5883L (Magnetometer) dan ADXL345 (Accelerometer) melalui komunikasi I2C. Data yang diperoleh kemudian dikirimkan ke ESP32 *Slave*, yang berperan sebagai penerima dan pengontrol output. Komunikasi antara kedua ESP32 dilakukan melalui server port 1234 menggunakan jaringan Wi-Fi dengan alamat IP 192.168.151.120 pada ESP32 *Slave*. Setelah menerima data, ESP32 *Slave* akan mengontrol relay yang terhubung ke indikator lampu (220V AC) serta menampilkan informasi pada LCD I2C. Sistem ini memungkinkan pemantauan dan pengendalian berbasis sensor secara nirkabel dengan komunikasi berbasis TCP/IP. Dengan tabel protokol seperti pada tabel 3.1

Tabel 3. 1 Tabel protokol

Layer	Protokol	Fungsi
Application Layer	Custom TCP	Data dikirim antara ESP32 Master dan <i>Slave</i>
Transport Layer	TCP	Menjamin koneksi dan pengiriman data
Network Layer	IP	Menentukan alamat perangkat (ESP32)

Layer	Protokol	Fungsi
Data Link Layer	Wi-Fi (802.11)	Komunikasi nirkabel antara ESP32 Master dan Client
Physical Layer	2.4 GHz Wi-Fi	Media transmisi data

Tabel protokol pada sistem komunikasi ESP32 *Master-Slave* melalui TCP/IP berisi informasi penting mengenai parameter komunikasi, seperti alamat IP, *port server*, jenis data, serta metode transmisi. Pada sistem ini, ESP32 Master berperan sebagai pengirim data dari sensor melalui port 1234, yang kemudian diterima oleh ESP32 *Slave* dengan alamat IP 192.168.151.120. Protokol yang digunakan adalah TCP (*Transmission Control Protocol*) untuk memastikan data dikirim secara *handshake* dan diterima dengan akurasi tinggi. Data dari sensor seperti flex sensor, ADXL345, dan HMC5883L dikirim dalam format digital menggunakan I2C dan ADC, kemudian diproses dan dikirimkan melalui jaringan Wi-Fi ke ESP32 *Slave*, yang mengontrol relay dan LCD I2C sebagai output. Dengan penerapan protokol ini, sistem dapat beroperasi secara *real-time*, memastikan komunikasi yang stabil, serta meminimalkan gangguan atau kehilangan data selama transmisi.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini membahas hasil dari pengujian Tugas Akhir beserta analisisnya. Pengujian dilakukan dalam beberapa bagian seperti pengujian *hardware*, pengujian *software*, serta pengujian sistem. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh sistem pada Tugas Akhir ini mampu berjalan dengan baik sesuai dengan perencanaan sebelumnya.

4.1 Pengujian sensor dan aktuator

Pada proses pengujian alat Tugas Akhir bertujuan untuk mengevaluasi tingkat ketelitian dan mendapatkan nilai persentase penyimpangan pada setiap komponen yang akan digunakan. Melalui pengujian ini, diharapkan dapat memahami kinerja masing-masing komponen yang digunakan. Hasil pengujian akan dibandingkan dengan alat ukur standar untuk mengevaluasi keakuratan sensor dan untuk memvalidasi performa sensor yang digunakan.

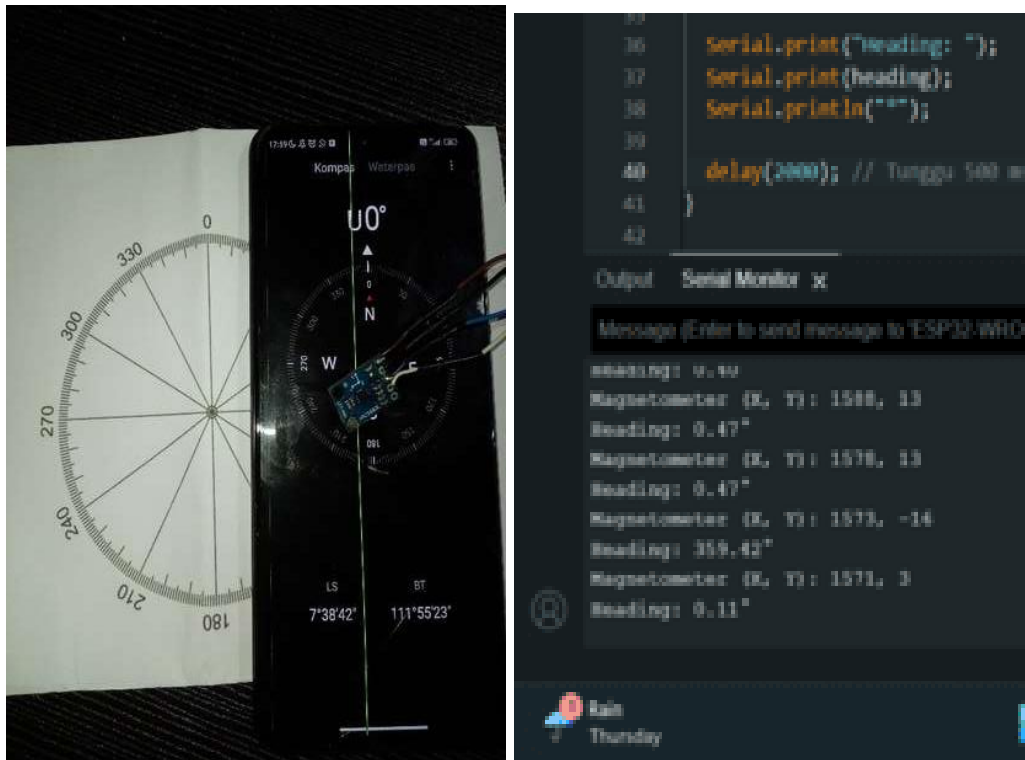
4.1.1 Pengujian dan validasi sensor HMC5883L

Pada subbab ini, dilakukan pengujian dan validasi sensor HMC5883L untuk menentukan akurasi dan konsistensi dalam membaca arah atau sudut orientasi magnetik. Validasi dilakukan dengan cara membandingkan hasil pembacaan sudut dari sensor HMC5883L dengan aplikasi kompas pada perangkat *smartphone*, yang telah dikalibrasi sebelumnya.

Pengujian dilakukan dengan mengatur sensor HMC5883L pada beberapa sudut tertentu dan membaca data sudut *heading* yang dihasilkan. Data heading ini kemudian dibandingkan dengan sudut yang ditampilkan oleh aplikasi kompas pada *smartphone* sebagai alat referensi. Proses pengujian meliputi:

1. Kalibrasi awal: Melakukan kalibrasi terhadap aplikasi kompas *smartphone* untuk memastikan akurasi dasar.

2. Penempatan sensor: Sensor diletakkan pada posisi yang stabil dan sejajar dengan permukaan horizontal, kemudian diputar untuk menunjukkan sudut tertentu (0°, 90°, 180°, dan 270°).



Gambar 4. 1 Gambar data validasi 0°

Dari hasil pembacaan sensor HMC5883L didapatkan hasil 0,45° dengan perbandingan dari hasil pembacaan Kompas pada *smartphone*. dari hasil tersebut dapat dihitung error sebesar.

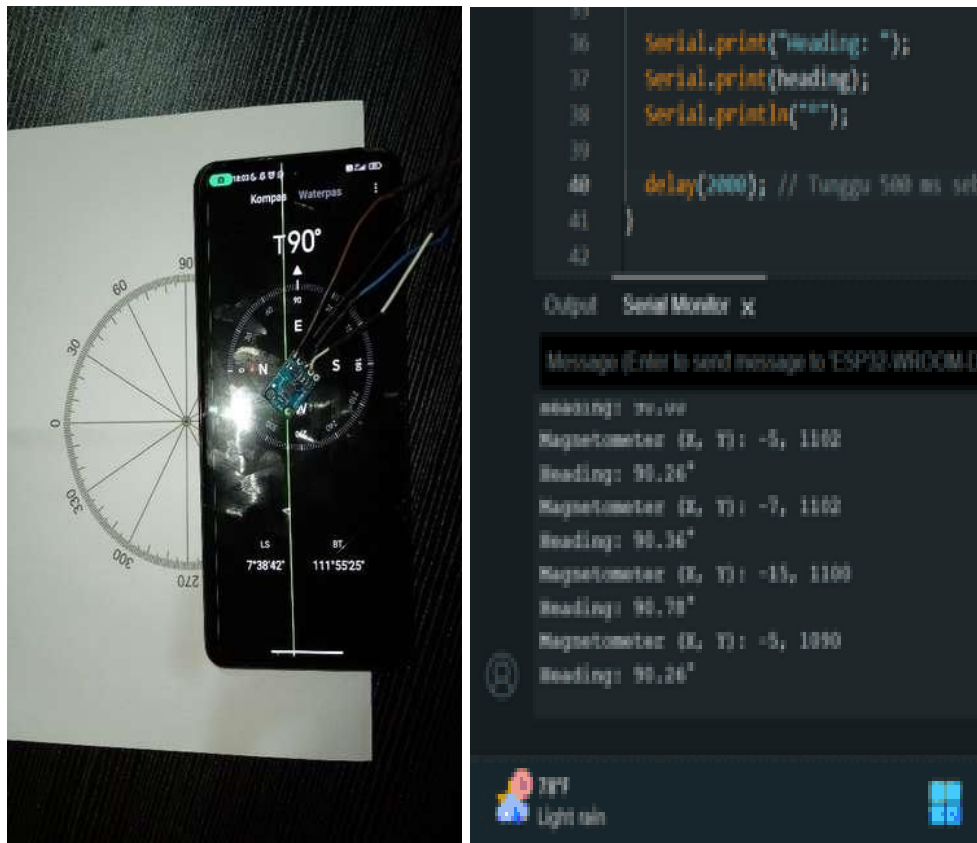
$$error = \frac{|kompas\ smartphone - pembacaan\ HMC5883L|}{360} \times 100\% \quad (4.1)$$

$$error = \frac{|0 - 0,47|}{360} \times 100\%$$

$$error = 0,0013 \times 100\%$$

$$error = 0,13\%$$

Dengan hasil error 0,13% untuk selisih pembacaan antara kompas pada *smartphone* dengan hasil pembacaan sensor HMC5883L, dapat disimpulkan bahwa pembacaan sensor HMC5883L pada posisi 0° valid sebagai data acuan klasifikasi untuk membaca arah gerak tangan sesuai dengan gerakan bisindo.



Gambar 4. 2 Data validasi 90°

Dari hasil pembacaan sensor HMC5883L didapatkan hasil 90,36° dengan perbandingan dari hasil pembacaan Kompas pada *smartphone*. dari hasil tersebut dapat dihitung error sebesar.

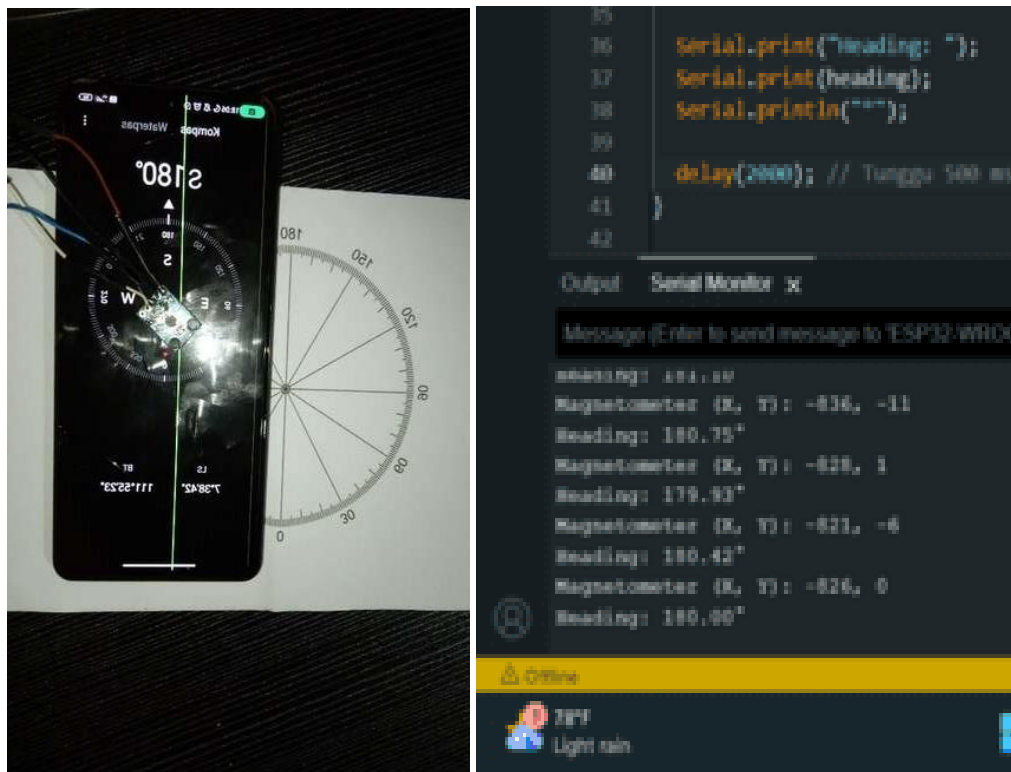
$$error = \frac{|kompas\ smartphone - pembacaan\ HMC5883L|}{360} \times 100\% \quad (4.2)$$

$$error = \frac{|90 - 90,36|}{360} \times 100\%$$

$$error = 0,001 \times 100\%$$

$$error = 0,1\%$$

Dengan hasil error 0,1% untuk selisih pembacaan antara kompas pada *smartphone* dengan hasil pembacaan sensor HMC5883L, dapat disimpulkan bahwa pembacaan sensor HMC5883L pada posisi 90° valid sebagai data acuan klasifikasi untuk membaca arah gerak tangan sesuai dengan gerakan bisindo.



Gambar 4. 2 Data validasi 180°

Dari hasil pembacaan sensor HMC5883L didapatkan hasil 179,83° dengan perbandingan dari hasil pembacaan Kompas pada *smartphone*. dari hasil tersebut dapat dihitung error sebesar.

$$error = \frac{|kompas\ smartphone - pembacaan\ HMC5883L|}{360} \times 100\% \quad (4.3)$$

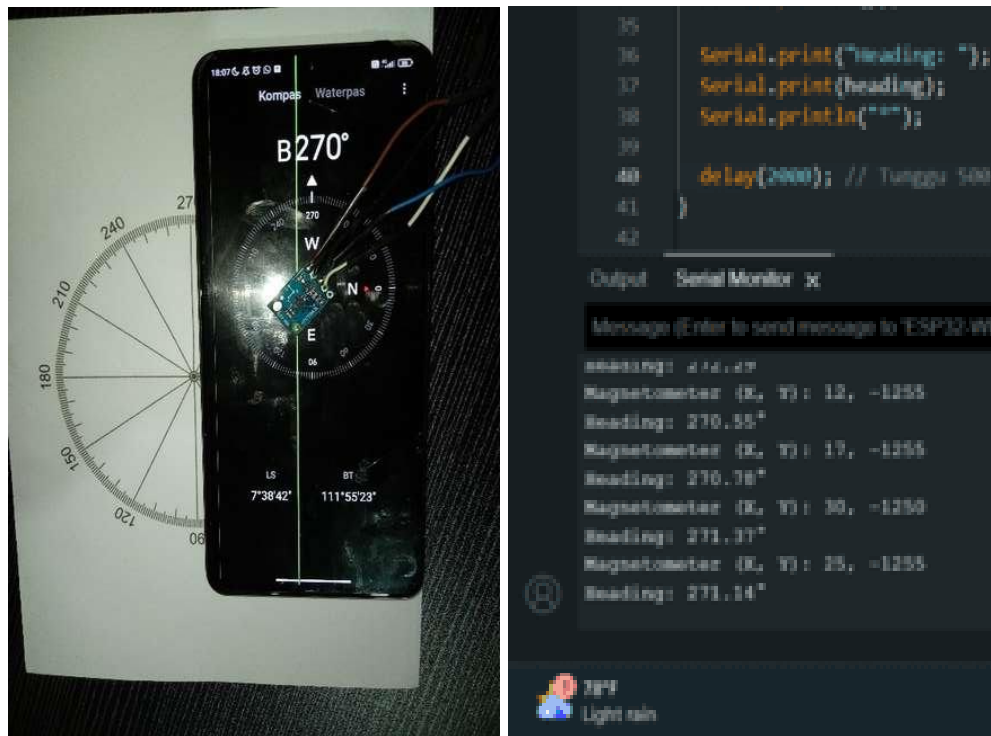
$$error = \frac{|180 - 179,83|}{360} \times 100\%$$

$$error = 0,0005 \times 100\%$$

$$error = 0,04\%$$

Dengan hasil error sebesar 0,04% yang diperoleh dari perbandingan antara pembacaan sensor kompas yang terdapat pada *smartphone* dengan hasil pembacaan sensor magnetometer HMC5883L, dapat disimpulkan bahwa sensor HMC5883L memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam mendeteksi arah. Pada kondisi di mana sensor berada pada posisi 180°, hasil pembacaan menunjukkan nilai yang valid dan dapat diandalkan. Oleh karena itu, data yang dihasilkan dari sensor HMC5883L pada posisi ini dapat digunakan sebagai acuan yang terpercaya dalam proses klasifikasi arah gerakan tangan. Data ini sangat penting terutama dalam

sistem yang dirancang untuk mengenali dan menerjemahkan gerakan tangan dalam Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), sehingga dapat meningkatkan akurasi interpretasi gerakan berdasarkan arah yang dihasilkan oleh sensor.



Gambar 4. 3 Data validasi 270°

Dari hasil pembacaan sensor HMC5883L didapatkan hasil 270,78° dengan perbandingan dari hasil pembacaan Kompas pada *smartphone*. dari hasil tersebut dapat dihitung error sebesar.

$$error = \frac{|kompas\ smartphone - pembacaan\ HMC5883L|}{360} \times 100\% \quad (4.4)$$

$$error = \frac{|270 - 270,78|}{360} \times 100\%$$

$$error = 0,0022 \times 100\%$$

$$error = 0,22$$

Dengan hasil error 0,22% untuk selisih pembacaan antara kompas pada *smartphone* dengan hasil pembacaan sensor HMC5883L, dapat disimpulkan bahwa pembacaan sensor HMC5883L pada posisi 270° valid sebagai data acuan klasifikasi untuk membaca arah gerak tangan sesuai dengan gerakan bisindo.

Tabel 4. 1 Pembacaan HMC5883L

No	Kompas <i>Smartphone</i> (°)	Hasil Pembacaan HMC5883L (°)	Error
1	0	0.47	0,13%
2	90	90.36	0,1%
3	180	179.83	0,04%
4	270	270.78	0,22%

Dari hasil validasi, terlihat bahwa sensor HMC5883L mampu mendeteksi sudut orientasi dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Variasi kecil pada hasil pengukuran dapat disebabkan oleh beberapa faktor, di antaranya:

- Gangguan medan magnet: Adanya interferensi dari perangkat elektronik di sekitar atau benda logam yang dapat memengaruhi pembacaan sensor.
- Toleransi perangkat keras: Setiap sensor memiliki batas toleransi yang dapat menyebabkan deviasi kecil pada hasil pengukuran.
- Kesalahan kalibrasi: Ketidakakuratan dalam proses kalibrasi awal juga dapat memengaruhi hasil pembacaan.

Namun, hasil pengukuran menunjukkan kesesuaian yang cukup baik dengan nilai referensi dari kompas *smartphone*, dengan eror rata-rata yang masih berada dalam batas toleransi $\pm 1^\circ$.

4.1.2 Pengujian dan validasi sensor flex

Pada subbab ini, dilakukan pengujian terhadap sensor flex untuk membaca perubahan resistansi akibat pembengkokan. Rangkaian yang digunakan melibatkan konfigurasi pembagi tegangan dengan resistor tetap sebesar 100 k Ω , serta tegangan masukan V_{in} sebesar 3,3 V. Pengujian ini bertujuan untuk memverifikasi akurasi pembacaan tegangan keluaran (V_{out}) yang merepresentasikan nilai pembengkokan sensor flex.

Rangkaian yang digunakan merupakan konfigurasi pembagi tegangan sederhana. Sensor flex yang berfungsi sebagai resistor variabel dihubungkan secara seri dengan resistor tetap $R=100$ k Ω . Tegangan keluaran V_{out} diambil dari titik tengah antara sensor flex dan resistor tetap, seperti pada persamaan berikut:

$$V_{out} = V_{in} \cdot \frac{R}{R + R_{Flex}} \quad (4.5)$$

di mana:

- $V_{in}=3,3$ V (tegangan masukan tetap),

- R adalah resistor tetap sebesar 100 kΩ,
- R_{flex} adalah nilai resistansi sensor flex yang berubah sesuai dengan tingkat pembengkokan.

Setelah nilai V_{out} ditemukan melalui hitungan maka nilai tersebut akan digunakan untuk menentukan nilai ADC masukan pada esp32. Esp32 memiliki resolusi nilai ADC 12bit dimana nilai terendah adalah 0 dan nilai tertinggi adalah 4095. Nilai ADC terendah adalah nilai tegangan masukan terendah yaitu 0Vdc, dan nilai tertinggi ADC adalah nilai tegangan masukan tertinggi yaitu 3.3Vdc. maka dari itu kita dapat menghitung nilai masukan sensor dari tegangan V_{out} sensor dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$ADC = \frac{V_{out}}{3.3} \times 4096 \quad (4.6)$$

Dengan menggunakan perhitungan tersebut dapat ditemukan nilai ADC masukan pada esp32. Untuk mempermudah pengolahan data penulis mengkonversi pembacaan nilai ADC dari 0 sampai 4095 ke dalam nilai yang mudah untuk diolah yaitu 0 sampai 100. Untuk menghitung nilai setelah dikoversi dapat menggunakan rumus berikut :

$$Nilai\ flex = \frac{ADC}{4095} \times 100 \quad (4.7)$$

Untuk mempersingkat perhitungan nilai ADC keluaran pada sensor flex dengan cara menggabungkan persamaan 4,2, 4,3 dan 4,4 maka didapatkan hasil sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Nilai\ ADC\ flex &= \frac{\frac{V_{in} \times \frac{R}{R + R_{flex}}}{3.3} \times 4096}{4096} \times 100 \\ &= \frac{3.3 \times \frac{R}{R + R_{flex}} \times 4096}{4096} \times 100 \\ Nilai\ ADC\ flex &= \frac{R}{R + R_{flex}} \times 100 \end{aligned} \quad (4.8)$$

Pengambilan data resistansi pada sensor flex, penulis memakai 3 posisi jari yaitu jari lurus, jari menekuk, dan jari mengepal. Untuk masing masing nilai akan dihitung manual menggunakan rumus diatas dan akan dibandingkan dengan

pembacaan pada serial monitor. Berikut adalah data nilai resistansi pada masing masing posisi jari.



Gambar 4. 4 Resistansi jari lurus

Hasil nilai resistansi dari sensor flex pada jari lurus didapatkan hasil 29.21k Ω , dengan menggunakan persamaan (4.8) sebagai acuan perhitungan didapatkan hasil sebagai berikut.

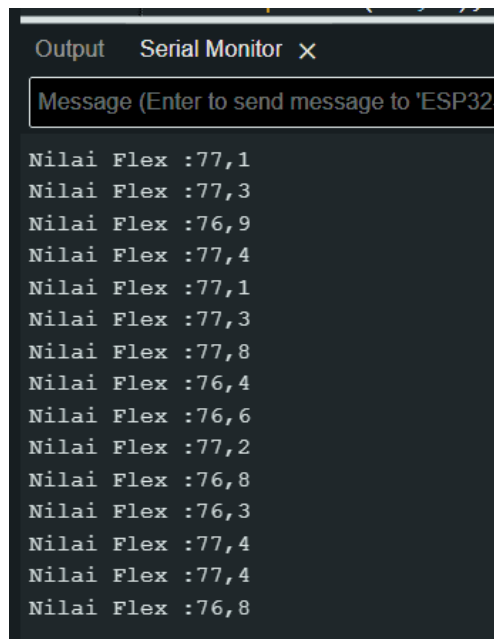
$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{R}{R+R_{flex}} \times 100 \quad (4.9)$$

$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{100}{100 + 29.21} \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 0,774 \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 77,4 \text{ bit}$$

Nilai 77,4 bit mengindikasikan *output* digital yang dihasilkan dari pembagi tegangan berdasarkan kondisi resistansi sensor flex. Hasil ini bisa diinterpretasikan lebih lanjut dalam skala ADC (0–4095 yang telah di *scaling* ke 0-100). Nilai ini adalah nilai pembanding untuk hasil pembacaan sensor flex pada esp32. Dimana hasil pembacaan sensor flex pada esp32 ada pada gambar 4.5 hasil pembacaan sensor flex.



Gambar 4. 5 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari lurus

Hasil pembacaan sensor flex dapat pada gambar 4.5 untuk posisi jari lurus didapatkan hasil rata rata 77,05bit. Nilai ini sedikit lebih rendah dibandingkan dengan hasil perhitungan yang didapatkan hasil 77,4. Dari hasil tersebut didapatkan nilai error.

$$error = \frac{nilai\ perhitungan - nilai\ pembacaan}{100} \times 100\% \quad (4.10)$$

$$error = \frac{77,4 - 77,05}{100} \times 100\%$$

$$error = 0,35\%$$

Selisih nilai pembacaan sensor flex pada saat jari berada dalam posisi lurus dibandingkan dengan hasil perhitungan berdasarkan nilai resistansi yang digunakan sebagai dasar perhitungan adalah sebesar 0,35%. Nilai error sebesar 0,35% ini tergolong sangat kecil, sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil pembacaan sensor flex pada kondisi jari dalam keadaan lurus memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Dengan demikian, data yang diperoleh dari pembacaan sensor flex pada posisi jari lurus dapat dianggap valid dan dapat digunakan sebagai referensi atau acuan dalam proses klasifikasi posisi jari lurus pada sistem yang memerlukan analisis pergerakan jari.



Gambar 4. 6 Resistansi jari menekuk

Gambar 4.6 merupakan posisi jari menekuk yang ditunjukkan oleh pembacaan multimeter adalah 50.9kΩ. Hal yang sama untuk mendapatkan hasil nilai ADC pada perhitungan mengacu pada persamaan (4.8), dari perhitungan didapatkan hasil sebagai berikut

$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{R}{R+R_{flex}} \times 100 \quad (4.11)$$

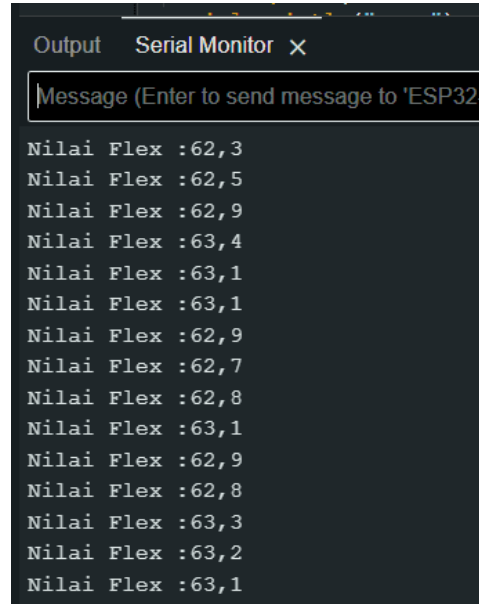
$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{100}{100 + 50.9} \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 0.663 \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 66.3 \text{ bit}$$

Nilai sebesar 66,3 bit menunjukkan output digital yang dihasilkan melalui proses pembagian tegangan, yang didasarkan pada kondisi resistansi dari sensor flex yang digunakan dalam sistem. Output digital ini mencerminkan perubahan nilai resistansi yang terjadi ketika sensor flex mengalami pembengkokan atau perubahan posisi. Selanjutnya, hasil yang diperoleh ini dapat diinterpretasikan lebih lanjut dalam skala ADC, yang memiliki rentang nilai dari 0 hingga 4095. Rentang ini telah melalui proses penskalaan ulang sehingga dapat dinormalisasi ke dalam skala 0

hingga 100, sehingga memudahkan analisis dan pemetaan nilai dalam berbagai aplikasi pemrosesan data sensor.



Gambar 4. 7 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari menekuk

Hasil pembacaan sensor flex dapat pada gambar 4.7 untuk posisi jari lurus didapatkan hasil rata rata 62,94 bit. Nilai ini sedikit lebih rendah dibandingkan dengan hasil perhitungan yang didapatkan hasil 66,3 . Dari hasil tersebut didapatkan nilai error.

$$error = \frac{nilai\ perhitungan - nilai\ pembacaan}{100} \times 100\% \quad (4.12)$$

$$error = \frac{66,3 - 62,94}{100} \times 100\%$$

$$error = 3,336\%$$

Nilai error yang diperoleh untuk kondisi di mana jari berada dalam posisi menekuk adalah sebesar 3,336%. Besarnya nilai error ini dihitung berdasarkan selisih antara hasil pembacaan sensor flex dengan hasil perhitungan teoritis yang menggunakan nilai resistansi sebagai dasar analisis. Meskipun terdapat error sebesar 3,336%, nilai ini masih berada dalam batas yang dapat diterima, sehingga dapat dipastikan bahwa hasil pembacaan sensor flex pada kondisi jari menekuk tetap memiliki tingkat akurasi yang cukup baik. Oleh karena itu, data hasil pembacaan sensor flex pada posisi jari menekuk dapat dianggap valid dan layak

digunakan sebagai bagian dari dataset untuk keperluan klasifikasi posisi jari menekuk dalam sistem yang memerlukan analisis pergerakan jari.



Gambar 4. 8 Resistansi jari mengepal
(Sumber : Dokumentasi Pribadi)

Hasil nilai resistansi pada posisi jari menekuk yang ditunjukkan pada gambar 4.8 adalah 64.7kΩ. Hal yang sama untuk mendapatkan hasil nilai ADC pada perhitungan mengacu pada persamaan (4.8), dari perhitungan didapatkan hasil sebagai berikut.

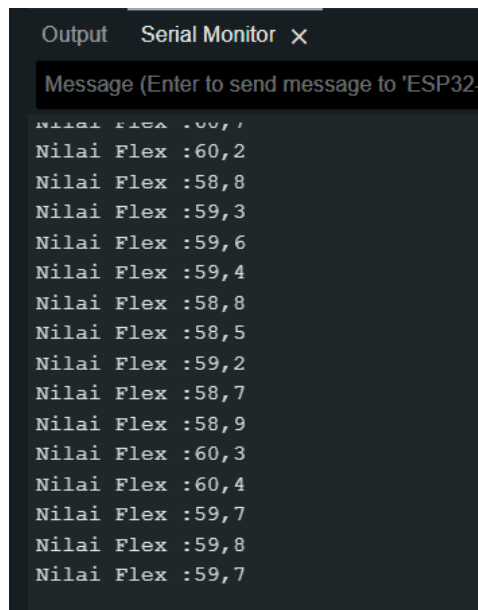
$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{R}{R+R_{flex}} \times 100 \quad (4.13)$$

$$\text{Nilai ADC flex} = \frac{100}{100 + 64.7} \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 0.607 \times 100$$

$$\text{Nilai ADC flex} = 60.7 \text{ bit}$$

Nilai 60,7 bit mengindikasikan *output* digital yang dihasilkan dari pembagi tegangan berdasarkan kondisi resistansi sensor flex. Hasil ini bisa diinterpretasikan lebih lanjut dalam skala ADC (0–4095 yang telah di *scaling* ke 0–100).



Gambar 4. 9 Hasil pembacaan nilai sensor Flex jari mengepal

Hasil pembacaan sensor flex dapat pada gambar 4.9 untuk posisi jari mengepal didapatkan hasil rata rata 59,42 bit. Nilai ini sedikit lebih rendah dibandingkan dengan hasil perhitungan yang didapatkan hasil 60,7 . Dari hasil tersebut didapatkan nilai eror.

$$error = \frac{nilai\ perhitungan - nilai\ pembacaan}{100} \times 100\% \quad (4.14)$$

$$error = \frac{60,7 - 59,42}{100} \times 100\%$$

$$error = 1,28\%$$

Nilai eror untuk posisi jari mengepal adalah 1,28%, nilai eror ini didapat dari selisih pembacaan sensor flex dengan perhitungan. Dari hasil tersebut dapat dipastikan bahwa hasil pembacaan sensor flex pada posisi mengepal adalah nilai valid

Ketiga posisi jari memiliki perbedaan nilai resistansi keluaran yang signifikan, perbandingan nilai perhitungan dari Vout rangkaian pembagi tegangan terhadap pembacaan serial monitor terdapat pada table 4.2 berikut.

Tabel 4. 2 Data Hasil perbandingan pembacaan sensor flex

No	Posisi Jari	Hasil Perhitungan (bit)	Hasil Pembacaan esp32 (bit)	Error (%)
1	Lurus	77,4	77,05	0,35
2	Menekuk	66,3	62,94	3,336
3	Mengepal	60,7	59,42	1,28

Dari data pada tabel 4.2 mengenai hasil perbandingan pembacaan data hasil perhitungan dan pembacaan pada serial monitor memiliki nilai error paling tinggi 3,336% dan nilai eror paling rendah adalah 0,35%. Dari hasil pengujian sensor flex didapat ditarik kesimpulan bahwa hasil pembacaan sensor flex adalah valid.

4.1.3 Pengujian dan validasi sensor ADXL345

Resolusi ADC: ADXL345 memiliki resolusi data 10-bit, yang berarti nilai data berkisar antara -512 hingga +512. Rentang G (g-range): Nilai percepatan maksimal pada sumbu X, Y, atau Z akan bergantung pada rentang g yang dipilih. Rentang ini dikalibrasi menggunakan sensitivitas sensor dalam satuan LSB/g, dengan nilai sebesar 256 LSB/g. Dengan menggunakan sensitivitas ini, nilai maksimal percepatan akselerasi (g) dapat dihitung sebagai berikut:

$$Nilai_{maksimal} = \frac{Resolusi}{Sensitivitas} \quad (4.15)$$

Dengan menggunakan persamaan (4.15) didapatkan hasil pembacaan maksimal akselerasi, nilai maksimal pada setiap sumbu memiliki nilai yang sama.

$$Nilai_{maksimal} = \frac{Resolusi}{Sensitivitas}$$

$$Nilai_{maksimal} = \frac{512}{256}$$

$$Nilai_{maksimal} = 2g$$

Nilai percepatan maksimal pada sensor ADXL345 adalah +2g dan kecepatan minimal adalah -2g. untuk mendapatkan nilai m/s^2 dapat dikonfersi nilai percepatan g (gravitasi bumi) ke nilai m/s^2 . Dimana nilai 1g adalah $9,81 m/s^2$.

Nilai maksimal 2g ke percepatan m/s^2 :

$$Am_{/s^2} = 2 \times 9,81$$

$$Am_{/s^2} = 19,62 \text{ } m/s^2$$

Nilai minimal -2g ke percepatan m/s^2 :

$$Am_{/s^2} = -2 \times 9,81$$

$$Am_{/s^2} = -19,62 m/s^2$$

Pengujian sensor ADXL345 dilakukan dengan cara membandingkan pembacaan data akselerasi yang diperoleh dari sensor ADXL345 dengan pembacaan akselerasi yang dihasilkan oleh sensor gyro pada *smartphone*. Data dari sensor ADXL345 akan ditampilkan melalui Serial Monitor, sedangkan data dari sensor gyro *smartphone* akan diperoleh menggunakan aplikasi visualisasi khusus yang dapat menampilkan nilai percepatan pada sumbu X, Y, dan Z secara real-time. Proses pengujian ini bertujuan untuk memvalidasi tingkat akurasi pembacaan sensor ADXL345 dalam mendeteksi nilai percepatan pada ketiga sumbu tersebut, sehingga dapat memastikan bahwa sensor bekerja dengan baik dan sesuai dengan spesifikasi yang diharapkan.

Keakuratan sensor ADXL345 sangat penting karena nilai masukan dari sensor ini memiliki pengaruh yang signifikan terhadap hasil klasifikasi data gerakan yang dilakukan oleh perangkat wearable. Sensor ADXL345 berfungsi untuk membaca dan merekam gerakan tangan pengguna dalam berbagai kondisi, yang nantinya akan digunakan dalam sistem pengenalan gerakan atau kontrol berbasis gerakan. Sensor ini memiliki batasan nilai akselerasi maksimum dan minimum, yaitu sebesar 19,62 m/s^2 dan -19,62 m/s^2 . Rentang nilai ini merupakan batas tertinggi dan terendah yang dapat diukur oleh sensor ADXL345 pada ketiga sumbu aksisnya, yakni sumbu X, Y, dan Z.

Dalam proses pengujian, sensor ADXL345 akan diuji dalam tiga posisi utama, yaitu dalam keadaan tegak lurus menghadap ke atas, miring ke kanan, dan miring ke kiri. Setiap posisi akan memberikan data percepatan yang berbeda-beda, yang kemudian akan dianalisis untuk mengetahui sejauh mana tingkat kesalahan (error) pembacaan sensor ADXL345 dibandingkan dengan hasil pembacaan dari sensor gyro pada *smartphone*.



Gambar 4. 10 Posisi tegak lurus menghadap ke atas

Gambar 4.10 merupakan data yang didapat dari pembacaan sensor ADXL345 dan pembacaan gyro pada *smartphone* pada posisi tegak lurus didapatkan hasil untuk pembacaan sensor ADXL345 sumbu X = 1,367 , Y = 0,47 , dan Z = 9,895 dan hasil pembacaan gyro pada *smartphone* sumbu X = 0,21 , Y = 0,61 , dan Z = 9,79. Perhitungan eror data didapat dengan perhitungan menggunakan persamaan berikut.

$$error = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \% \quad (4.16)$$

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas untuk sumbu X sebesar.

$$error\ sumbu\ X = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$error\ sumbu\ X = \frac{|1,367 - 0,21|}{19,62} \times 100 \%$$

$$error\ sumbu\ X = 0,059 \times 100 \%$$

$$error\ sumbu\ X = 5,9 \%$$

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas untuk sumbu Y sebesar.

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|0,47 - 0,61|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 0,0071 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 0,71 \%$$

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas untuk sumbu Y sebesar.

$$\text{error sumbu } Z = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

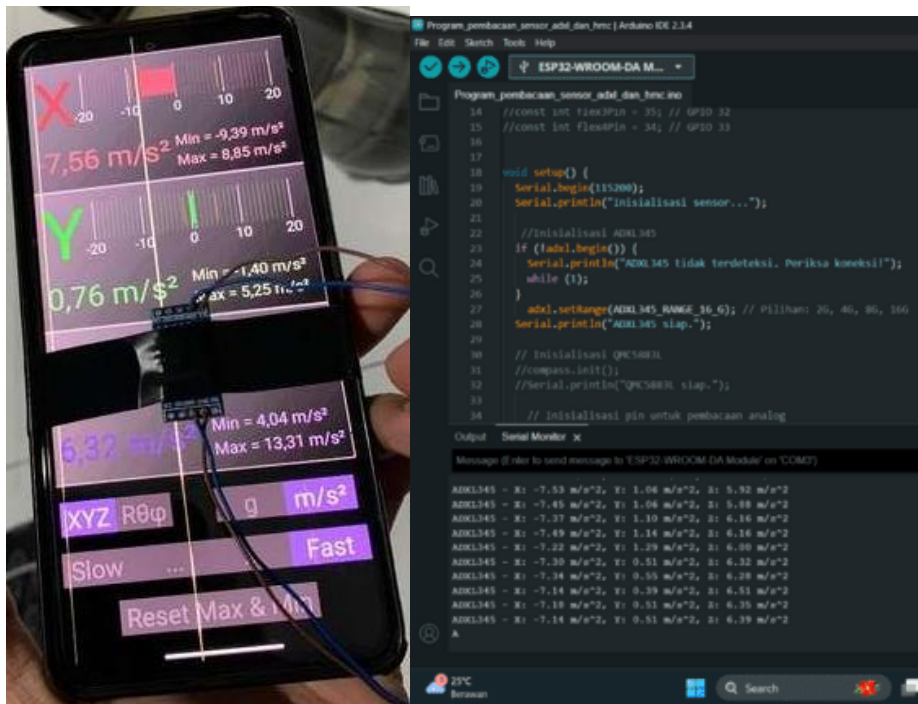
$$\text{error sumbu } Z = \frac{|9,895 - 9,79|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 0,0053 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 0,53 \%$$

Dari hasil pengujian sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas didapatkan hasil eror untuk sumbu X = 5,9% , sumbu Y = 0,71% , dan sumbu Z = 0,53% . Selisih pembacaan antara sensor ADXL345 dan *smartphone* masih dibawah 6% sehingga dapat disimpulkan bahwa pembacaan sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas memiliki nilai yang valid dan dapat digunakan sebagai data acuan klasifikasi metode KNN.

Selisih pembacaan antara sensor gyroscope pada modul ADXL345 dan *gyroscope* pada *smartphone* dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti perbedaan sensitivitas sensor, tingkat akurasi dalam pengukuran, serta metode kalibrasi yang digunakan oleh masing-masing perangkat.



Gambar 4. 11 Posisi miring ke kanan

Dari data pada gambar 4.11 yang didapat dari pembacaan sensor ADXL345 dan pembacaan gyro pada *smartphone* pada posisi miring ke kanan didapatkan hasil untuk pembacaan sensor ADXL345 sumbu X = -7,56, Y = 0,76 , dan Z = 6,32 dan hasil pembacaan gyro pada *smartphone* sumbu X = -7,253 , Y = 0,932 , dan Z = 5,649. Perhitungan eror data didapat dengan perhitungan menggunakan persamaan (4.16).

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring kekanan untuk sumbu X sebesar.

$$\text{error sumbu } X = \frac{|ADXL345 - \text{gyro smartphone}|}{A_{m/s^2}} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } X = \frac{|-7,56 - (-7,253)|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } X = 0,016 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } X = 1,6 \%$$

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring ke kanan untuk sumbu Y sebesar.

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|0,76 - 0,932|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 0,009 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 0,9 \%$$

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring ke kanan untuk sumbu Z sebesar.

$$\text{error sumbu } Z = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = \frac{|6,32 - 5,649|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 0,034 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 3,4 \%$$

Dari hasil pengujian sensor ADXL345 pada posisi tegak lurus menghadap keatas didapatkan hasil eror untuk simbu X = 1,6% , sumbu Y = 0,9% , dan sumbu Z = 3,4% . selisih pembacaan antara sensor ADXL345 dan *smartphone* masih dibawah 6% sehingga dapat disimpulkan bahwa pembacaan sensor ADXL345 pada posisi miring ke kanan memiliki nilai yang sangat valid dan dapat digunakan sebagai data acuan klasifikasi metode KNN.

Perbedaan pembacaan antara gyroscope ADXL345 dan *smartphone* juga dapat dipengaruhi oleh penggunaan filter dan algoritma pemrosesan data. *Smartphone* sering kali menggunakan filter seperti Kalman atau Complementary Filter untuk mengurangi noise dan meningkatkan stabilitas data, sedangkan

ADXL345 memberikan data mentah yang mungkin memerlukan pemrosesan tambahan untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.



Gambar 4. 12 Posisi Miring ke kiri

Gambar 4.12 merupakan data yang didapat dari pembacaan sensor ADXL345 dan pembacaan gyro pada *smartphone* pada posisi miring ke kiri didapatkan hasil untuk pembacaan sensor ADXL345 sumbu X = 9,108 , Y = 0,326 , dan Z = 5,486 dan hasil pembacaan gyro pada *smartphone* sumbu X = 8,06 , Y = 0,89 , dan Z = 5,45. Perhitungan eror data didapat dengan perhitungan menggunakan persamaan (4.16).

Presentase eror pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring ke kiri untuk sumbu X sebesar.

$$error \text{ sumbu } X = \frac{|ADXL345 - gyro \text{ smartphone}|}{A_{m/s^2}} \times 100 \%$$

$$error \text{ sumbu } X = \frac{|9,108 - 8,06|}{19,62} \times 100 \%$$

$$error \text{ sumbu } X = 0,053 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } X = 5,3 \%$$

Presentase error pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring ke kiri untuk sumbu Y sebesar.

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = \frac{|0,326 - 0,89|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 0,029 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Y = 2,9 \%$$

Presentase error pada pengujian sensor ADXL345 pada posisi miring ke kiri untuk sumbu Z sebesar.

$$\text{error sumbu } Z = \frac{|ADXL345 - gyro\ smartphone|}{Am/s^2} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = \frac{|5,486 - 5,45|}{19,62} \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 0,002 \times 100 \%$$

$$\text{error sumbu } Z = 0,2 \%$$

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pembacaan akselerasi dari sensor ADXL345 melalui Serial Monitor memiliki pola yang serupa dengan pembacaan dari sensor *smartphone*. Sebagai contoh, pada kondisi tertentu, nilai percepatan pada sumbu X, Y, dan Z dari kedua perangkat berada dalam rentang yang sebanding, meskipun terdapat sedikit perbedaan akibat faktor seperti sensitivitas sensor dan delay komunikasi. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.3 dibawah ini, Dimana pada tabel 4.3 dibawah merupakan nilai perbandingan pembacaan *smartphone* dan nilai rata rata pembacaan pada serial monitor.

Tabel 4. 3 Perbandingan pembacaan gyro ADXL345

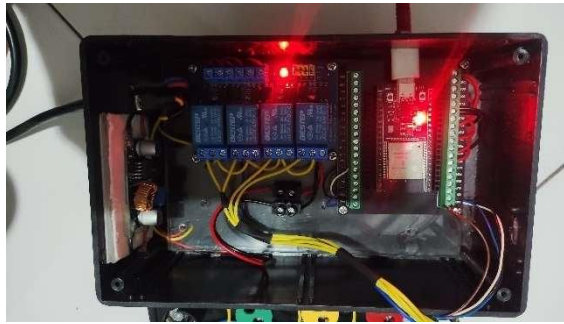
Posisi		Smartphone	Serial Monitor	eror
Tegak lurus ke atas	X	$0,21 \text{ m/s}^2$	$1,367 \text{ m/s}^2$	5,9%
	Y	$0,61 \text{ m/s}^2$	$0,470 \text{ m/s}^2$	0,71%
	Z	$9,78 \text{ m/s}^2$	$9,895 \text{ m/s}^2$	0,53%
Miring ke kanan	X	$-7,56 \text{ m/s}^2$	$-7,253 \text{ m/s}^2$	1,6%
	Y	$0,76 \text{ m/s}^2$	$0,932 \text{ m/s}^2$	2,9%
	Z	$6,32 \text{ m/s}^2$	$5,649 \text{ m/s}^2$	3,4%
Miring ke kiri	X	$8,06 \text{ m/s}^2$	$9,108 \text{ m/s}^2$	5,3%
	Y	$0,89 \text{ m/s}^2$	$0,326 \text{ m/s}^2$	2,9%
	Z	$5,45 \text{ m/s}^2$	$5,486 \text{ m/s}^2$	0,2 %

Validasi visual juga dilakukan dengan memantau grafik perubahan nilai akselerasi pada aplikasi *smartphone*. Data ini memberikan gambaran bahwa sensor ADXL345 mampu mengikuti perubahan percepatan secara dinamis. Dengan demikian, hasil pengujian ini menunjukkan bahwa sensor ADXL345 dapat diandalkan untuk aplikasi pemantauan akselerasi.

4.1.4 Pengujian relay terhadap lampu dan buzzer

Pada penelitian ini lampu berfungsi sebagai indikator output dari perangkat *slave*. Lampu dan buzzer ini bekerja pada tegangan 220VAC, maka dari itu diperlukan relay sebagai kontak bantu. Pada penelitian ini lampu dan buzzer akan aktif ketika relay *ON* dan akan nonaktif ketika relay off. Wiring rangkaian relay pada penelitian ini ada pada gambar 3.12 .

Proses pengujian aktuator dilakukan dengan menghubungkan modul relay ke mikrokontroler ESP32, di mana pin 32, 33, 26, dan 27 digunakan sebagai input untuk mengendalikan relay. Sumber daya untuk relay berasal dari pin VCC pada ESP32 yang menyediakan tegangan 5V, sementara pin GND relay dihubungkan ke GND ESP32 untuk memastikan kesamaan referensi tegangan. Pada sisi keluaran relay, terminal COM (Common) diberikan tegangan sebesar 220VAC sebagai sumber daya utama untuk perangkat yang dikendalikan. Selanjutnya, terminal NO (Normally Open) dari setiap relay dihubungkan ke masing-masing lampu sesuai dengan urutan yang telah ditentukan, sehingga ketika relay diaktifkan oleh ESP32, sambungan akan tertutup dan arus listrik dapat mengalir untuk menyalakan lampu.



Gambar 4. 13 Hasil pengujian relay lampu kondisi *OFF*

Gambar 4.13 merupakan hasil pengujian relay lampu dalam keadaan *off* dan lampu dalam keadaan tidak menyala



Gambar 4. 14 Keadaan aktual lampu saat relay *OFF*

Pada gambar 4.14 menunjukkan keadaan actual lampu ketika relay dalam keadaan *OFF*.



Gambar 4. 15 Hasil pengujian relay lampu kondisi *ON*

Pada gambar 4.15 merupakan pengujian relay lampu pada saat kondisi *ON*, saat relay dalam kondisi *ON* maka lampu akan menyala.

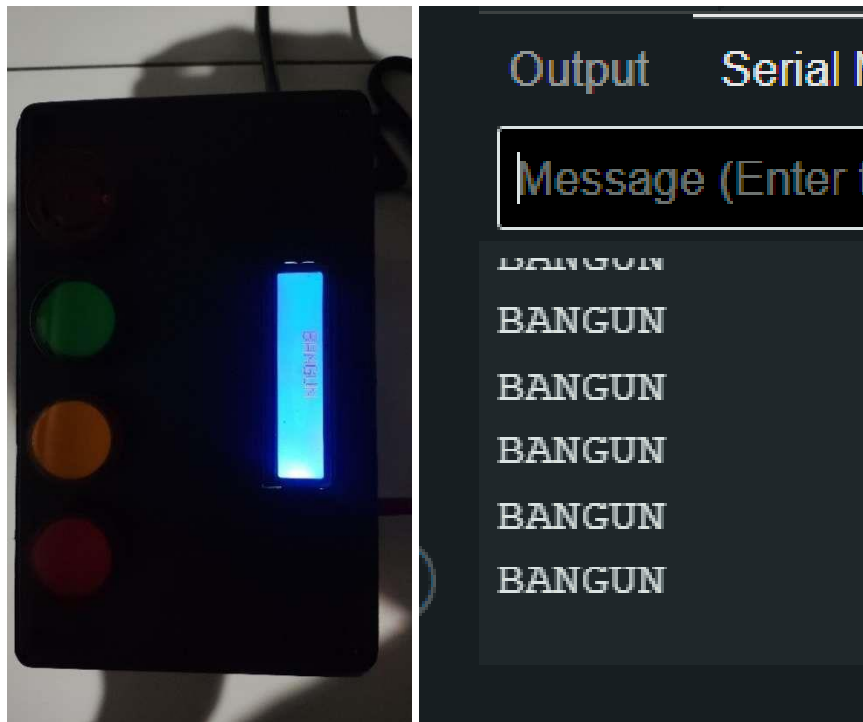


Gambar 4. 16 Kondisi aktual lampu saat relay *ON*

Gambar 4.16 menunjukkan keadaan aktual ketika relay pada keadaan ON, pada saat relay *ON* maka kontak *NO* pada relay akan terhubung sehingga lampu dan buzzer mendapatkan tegangan masukan dari *COM* relay. Dari pengujian relay ini dapat disimpulkan bahwa relay dapat bekerja dengan baik sebagai kontak bantu lampu dan buzzer, karena fungsi dari kontak bantu relay dapat berfungsi dengan optimal untuk menyalurkan tegangan dari *COM* menuju kontak *NO*

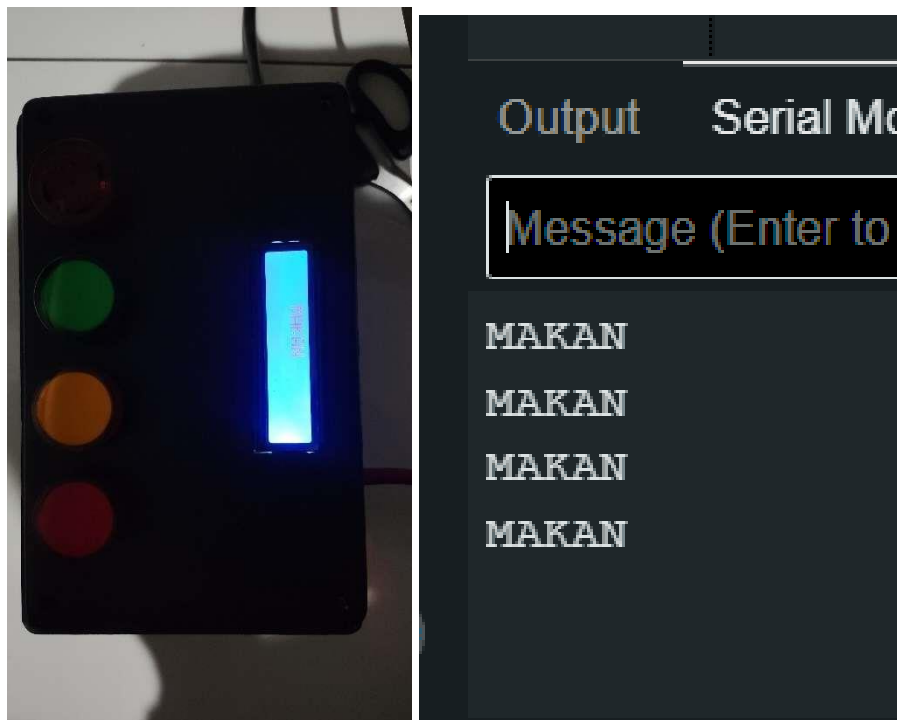
4.1.5 Pengujian LCD i2c

Dalam penelitian ini, modul LCD I2C digunakan sebagai antarmuka tampilan yang berfungsi untuk menampilkan hasil klasifikasi perangkat master yang dikirimkan ke perangkat *slave*. Modul LCD I2C memerlukan suplai daya sebesar 3,3VDC serta koneksi ke *ground* agar dapat beroperasi secara optimal tanpa gangguan daya. Untuk menerima dan menampilkan data yang dikirimkan dari mikrokontroler, LCD I2C memanfaatkan komunikasi serial berbasis protokol I2C (*Inter-Integrated Circuit*), yang memungkinkan pertukaran data dengan efisiensi tinggi menggunakan dua jalur utama, yaitu SDA (*Serial Data*) dan SCL (*Serial Clock*). Dengan menggunakan komunikasi I2C, jumlah pin yang digunakan dapat diminimalkan dibandingkan dengan metode paralel, sehingga lebih efisien dalam perancangan sistem. Diagram rangkaian atau *wiring diagram* yang menunjukkan bagaimana LCD I2C dihubungkan dalam pengujian dapat dilihat pada gambar 3.12, yang memberikan ilustrasi lebih jelas mengenai konfigurasi koneksi antara LCD I2C dan komponen lainnya dalam penelitian ini.



Gambar 4. 17 Hasil pengujian LCD I2C Print bangun

Gambar 4.17 merupakan hasil pengujian LCD i2c yang menampilkan hasil print kata “BANGUN” yang dibandingkan dengan hasil print serial monitor.



Gambar 4. 18 Hasil Pengujian LCD I2C Print Makan

Pada gambar 4.18 merupakan hasil pengujian LCD i2c yang menampilkan kata “MAKAN” yang dibandingkan dengan hasil print serial monitor. Dari pengujian LCD i2c dapat disimpulkan bahwa hasil print tampilan LCD i2c sesuai.

4.2 Pembuatan perangkat master

Pembahasan ini akan menjelaskan proses pembuatan perangkat master yang berfungsi sebagai pusat pengolahan data dari berbagai sensor. Perangkat ini menggunakan ESP32 sebagai mikrokontroler utama untuk membaca data dari sensor flex, ADXL345 (accelerometer), dan HMC5883L (magnetometer) melalui antarmuka ADC dan I2C. Data yang dikumpulkan kemudian dikirimkan ke perangkat *Slave* melalui komunikasi TCP/IP menggunakan jaringan Wi-Fi.

Karena pada perangkat master mengutamakan desain yang *compact*, maka dari itu pada perangkat master ini tidak menggunakan PCB sebagai dasar untuk meletakkan komponen elektrik. Desain aktual perangkat master seperti pada gambar 4.19 berikut.

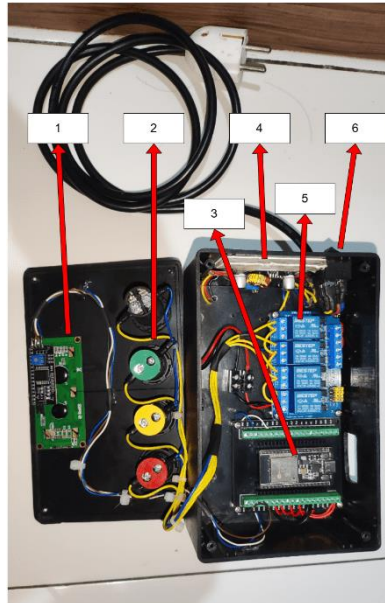


Gambar 4. 19 Perangkat Master

Gambar 4.19 merupakan hasil realisasi perangkat master yang memiliki desain *compact* untuk menunjang fleksibilitas pengguna.

4.3 Pembuatan perangkat *slave*

Pembahasan ini akan menjelaskan proses pembuatan perangkat *Slave*, yang berfungsi sebagai penerima dan pengolah data dari perangkat Master melalui komunikasi TCP/IP. Perangkat *Slave* menggunakan ESP32 untuk menerima data sensor yang dikirimkan oleh Master, kemudian mengontrol output berupa relay dan LCD I2C berdasarkan data yang diterima. Realisasi wiring perangkat *slave* dapat dilihat pada gambar 4.20.



Gambar 4. 20 Realisasi Wiring perangkat *slave*

Keterangan :

1. LCD i2c
2. Lampu
3. Esp32
4. Buck converter
5. Modul relay
6. Switch Power

Pada gambar 4.20 merupakan realisasi perangkat slave dimana pada perangkat slave terdapat beberapa komponen yang menunjang perangkat agar dapat bekerja dengan optimal, terdapat LCD i2c sebagai perangkat antarmuka untuk menampilkan hasil klasifikasi yang diterima oleh perangkat *slave*. Kontroler utama pada perangkat slave adalah esp32 yang berfungsi sebagai penerima dan pengirim data, sehingga alat dapat bekerja sesuai yang diharapkan. Power untuk perangkat slave digabungkan melalui kabel dan *steker* yang akan diputus pada *switch power*. Power yang masuk pada perangkat adalah 220VAC yang akan dirubah menjadi tegangan DC oleh *power supply*.



Gambar 4. 21 Perangkat *slave* tampak bawah

Gambar 4.21 merupakan perangkat *slave* tampak bawah dimana *power supply swiching* 220VAC ke 12VDC terletak pada bagian bawah piranti.



Gambar 4. 22 Perangkat *Slave* tampak atas

Gambar 4.22 menunjukkan tampilan perangkat slave dari sudut pandang atas. Pada bagian atas perangkat slave ini, terdapat beberapa komponen utama yang memiliki fungsi masing-masing dalam sistem. Komponen pertama adalah LCD I2C, yang digunakan untuk menampilkan berbagai informasi penting secara real-time. Selain itu, terdapat tiga lampu indikator dengan warna berbeda, yaitu lampu

merah, lampu hijau, dan lampu kuning. Masing-masing lampu ini memiliki peran tersendiri dalam memberikan isyarat visual mengenai status operasional perangkat.

4.4 Datasheet Sistem KNN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari data gerakan tangan Bisindo (Bahasa Isyarat Indonesia). Dataset ini berisi kumpulan data yang merepresentasikan gerakan tangan yang digunakan dalam komunikasi Bisindo, yaitu gerakan bangun, tidur, jalan, duduk, makan, minum, dan mandi. Setiap gerakan tangan direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik yang mencakup informasi gerakan jari, arah gerakan punggung tangan, dan posisi punggung tangan. *Datasheet* untuk sistem metode *K-Nearest Neighbour* (KNN) berjumlah 420 data yang masing masing klasifikasi gerakan sebanyak 60 data, semakin banyak *datasheet* semakin akurat eksekusi menggunakan sistem KNN

4.4.1 Dataset gerakan Bisindo Bangun

Dataset pada tabel 4.4 berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883l, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo bangun. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo bangun sesuai dengan gambar ilustrasi 4.23.



Gambar 4. 23 Gerakan bisindo bangun

Tabel 4. 4 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Bangun

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-7.69	3.14	1.77	143.9	72	71	75	76
2	-8.47	4.59	-0.59	105.22	74	64	65	73
3	-7.92	4.94	2.16	121.98	76	64	64	73
4	-7.92	5.18	2.24	126.56	76	63	64	73
5	-7.69	5.37	1.88	129.26	77	63	64	73
6	-7.88	5.18	2.63	135.05	76	64	65	73
7	-7.92	5.18	2.12	135.49	76	64	65	74
8	-7.88	5.37	2	133.33	76	64	65	73
9	-7.85	5.45	2.04	133.34	76	64	64	73
10	-7.88	5.41	1.84	132.42	75	63	64	73
11	-7.88	5.3	1.88	131.99	76	64	63	73
12	-7.96	5.18	1.77	132.69	76	64	64	73
13	-7.92	5.22	1.84	134.38	76	64	64	73
14	-8	5.22	1.96	134.21	76	64	64	75
15	-7.96	5.22	1.92	135.34	76	64	64	73
16	-8.04	5.22	1.96	136.32	76	64	64	73
17	-8	5.18	2	136.87	76	64	64	73
18	-7.96	5.18	1.84	136.07	76	64	64	73
19	-8	5.06	1.92	136.18	76	64	64	73
20	-8.04	5.22	1.8	135.23	76	64	64	73
21	-7.96	5.1	1.92	134.77	76	65	64	73
22	-8.12	5.06	2.04	137.85	76	64	65	73
23	-8.2	5.02	2	136.28	76	64	65	73
24	-8.2	4.98	1.84	137.97	76	64	64	73
25	-8.2	4.86	1.84	137.45	76	64	64	73
26	-8.2	4.9	1.77	139.14	76	64	65	73
27	-8.12	5.02	1.65	135.94	76	65	65	73
28	-8.16	4.94	1.77	137.82	76	64	65	73
29	-8.12	4.94	1.8	136.09	76	65	65	73
30	-8.12	4.9	1.65	141.2	76	65	65	73
31	-8.28	4.86	1.61	139.93	76	65	65	73
32	-8.28	4.82	1.49	140.19	76	65	64	73
33	-8.39	4.86	1.06	136.25	76	64	63	73
34	-8.36	4.86	1.22	136.6	76	64	63	71
35	-8.28	4.67	1.22	135.82	76	64	63	73
36	-8.16	4.79	1.26	134.06	76	64	63	73
37	-8.32	4.79	1.26	135.19	76	64	63	73
38	-8.36	4.82	1.29	136.4	75	64	64	73
39	-8.32	4.86	1.22	135	77	64	64	73
40	-8.24	4.82	1.14	135.31	76	64	64	73

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
41	-8.43	4.82	1.61	139.43	74	64	64	73
42	-8.24	4.98	1.65	135.94	76	64	64	74
43	-8.28	4.94	1.37	136.84	76	64	63	72
44	-8.24	4.9	1.41	137.75	76	64	64	73
45	-8.36	4.9	1.37	135.92	76	64	64	73
46	-8.24	4.94	1.41	135.65	76	64	64	73
47	-8.39	4.86	1.41	135.94	76	64	62	73
48	-8.39	4.55	1.41	136.69	76	64	64	73
49	-8.24	4.98	1.26	135.06	76	64	64	73
50	-8.36	4.75	1.29	135	77	65	64	73
51	-8.28	4.75	1.29	135.43	76	64	64	73
52	-8.43	4.71	1.49	136.87	75	64	64	73
53	-8.2	4.9	1.53	133.18	76	65	64	73
54	-8.32	4.86	1.69	134.19	78	64	64	73
55	-8.24	4.86	1.77	131.55	76	65	65	73
56	-8.2	4.86	1.65	133.63	76	65	64	73
57	-8.28	4.75	1.65	136.02	76	65	63	72
58	-8.28	4.82	1.57	135.34	76	65	64	73
59	-8.36	4.94	1.77	134.65	76	65	64	73
60	-8.28	4.79	1.61	132.85	76	65	64	73

Setiap baris dalam dataset mewakili satu gerakan atau pengamatan yang mencakup kombinasi nilai dari masing-masing sensor. Data ini cocok untuk digunakan dalam klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbors (KNN), di mana nilai-nilai dari sensor digunakan sebagai fitur untuk menentukan label atau kategori gerakan. Dataset ini kaya akan fitur yang relevan untuk analisis pola gerakan dan dapat digunakan untuk melatih model klasifikasi gerakan dengan tingkat akurasi yang tinggi jika pola antar gerakan cukup berbeda dan dapat dikenali oleh algoritma.

4.4.2 Dataset gerakan Bisindo Tidur

Dataset pada tabel 4.5 berikut berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo tidur. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo tidur sesuai dengan gambar 4.24.



Gambar 4. 24 Gerakan bisindo tidur

Tabel 4. 5 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Tidur

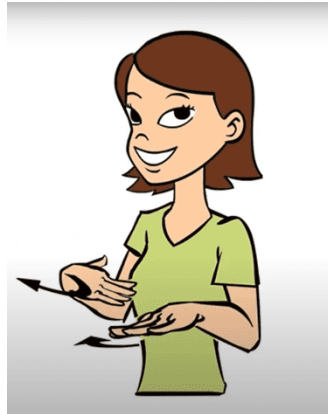
No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-3.53	-2.47	8.94	216.85	74	74	76	75
2	-8.71	-2.71	4.2	135.92	75	74	76	76
3	-10.4	-3.14	4.82	134.82	75	74	76	76
4	-6.79	-5.22	-2.75	169.61	75	74	76	79
5	-9.53	1.29	1.1	112.06	75	75	76	76
6	-9.38	0.82	0.31	113.3	75	75	76	76
7	-9.3	1.1	0.16	111.94	76	75	76	76
8	-9.34	1.18	0.16	111.09	76	75	76	76
9	-9.38	1.1	0.04	111.56	76	75	76	76
10	-9.38	1.14	-0.08	111.17	75	75	76	76
11	-9.38	0.98	-0.04	111.68	75	75	76	76
12	-9.38	0.9	-0.04	112.06	76	75	76	76
13	-9.38	0.98	0.04	111.64	75	75	76	76
14	-9.3	1.06	-0.08	112.44	76	75	76	76
15	-9.34	1.06	-0.08	112.68	76	75	76	76
16	-9.49	1.02	0	112.85	76	75	76	76
17	-9.34	0.75	-0.12	113.6	76	75	76	76
18	-9.41	0.55	0	114.88	76	75	75	76
19	-9.26	0.47	-0.2	114.26	76	74	76	76
20	-9.49	0.43	-0.47	115.54	76	76	74	76
21	-9.45	0.2	-0.2	115.95	76	75	76	76
22	-9.22	0.75	-0.67	114.23	76	75	76	76
23	-9.3	1.45	-1.26	108.51	76	75	76	76
24	-9.22	1.61	-0.94	106.74	76	75	76	76
25	-9.26	1.84	-1.14	105.95	76	75	76	76
26	-9.22	1.77	-0.98	106.01	76	75	76	76
27	-9.22	1.77	-0.98	105.42	76	75	76	76
28	-9.3	1.84	-0.9	106.07	76	75	76	76

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
29	-9.22	1.77	-0.9	105.57	75	75	76	74
30	-9.26	1.8	-0.78	106.03	76	75	76	76
31	-9.26	1.88	-0.82	106.31	76	75	76	76
32	-9.3	1.96	-0.59	105.67	76	75	76	76
33	-9.14	2.24	-0.16	105.3	76	75	76	76
34	-9.18	1.77	-0.59	106.16	77	75	76	76
35	-9.22	1.69	-0.9	105.45	76	75	76	76
36	-9.14	1.77	-0.9	107.04	76	75	76	76
37	-9.38	1.57	-0.82	107.32	76	75	76	76
38	-9.18	1.77	-0.94	107	76	75	76	76
39	-9.14	1.77	-0.78	107.02	76	75	76	76
40	-9.22	1.77	-0.59	106.65	76	75	76	76
41	-9.26	1.77	-0.75	106.4	76	75	76	75
42	-9.26	1.77	-0.67	106.74	76	75	76	76
43	-9.22	1.65	-0.63	106.21	76	75	76	76
44	-9.18	1.92	-0.78	105.33	76	75	76	76
45	-9.26	1.65	-0.86	106.83	76	75	76	76
46	-9.34	1.73	-0.71	106.8	76	75	76	76
47	-9.26	1.8	-0.75	106.49	76	75	76	76
48	-9.14	1.73	-0.98	105.76	76	75	77	76
49	-9.26	1.96	-0.78	105.75	76	75	76	76
50	-9.34	1.8	-0.71	106.13	76	75	76	76
51	-9.26	1.8	-0.9	107.21	76	75	76	74
52	-9.22	1.84	-0.86	106.38	76	75	76	76
53	-9.22	1.88	-1.14	105.51	76	75	76	76
54	-9.18	1.45	-1.53	105.7	76	75	76	76
55	-9.34	1.61	-0.75	106.89	76	75	76	76
56	-9.34	1.57	-0.9	106.87	76	75	76	76
57	-9.41	1.77	-0.78	106.25	76	75	76	76
58	-9.22	1.77	-0.98	106.59	76	75	76	76
59	-9.3	1.61	-0.9	107.15	75	75	76	77
60	-9.22	1.77	-0.9	106.22	76	75	76	76

Dari 60 dataset yang berisikan hasil pembacaan masing masing sensor untuk klasifikasi Gerakan bisindo tidur memiliki variasi data yang sangat baik digunakan sebagai acuan label untuk data tes yang akan diujikan. Sehingga jika ada Gerakan yang sedikit berbeda saat pengujian masih dapat terdeteksi sebagai label data gerakan bisindo tidur.

4.4.3 Datasheet gerakan Bisindo Jalan

Dataset pada tabel 4.6 berikut berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo jalan. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo jalan sesuai dengan gambar 4.25.



Gambar 4. 25 Gerakan bisindo jalan

Tabel 4. 6 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Jalan

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	0	-8.67	6.04	207.33	75	75	76	76
2	-0.59	-7.53	5.84	200.61	76	76	77	77
3	-0.2	-7.65	5.81	202.13	76	76	77	77
4	-0.35	-7.81	5.65	203.65	76	74	77	77
5	-0.43	-7.73	5.73	203.59	76	76	76	77
6	-0.39	-7.73	5.69	203.67	76	76	77	77
7	-0.43	-7.81	5.61	203.53	76	76	76	76
8	-0.59	-7.65	5.69	202.77	76	76	77	77
9	0	-7.53	6	204.22	76	75	76	77
10	0.08	-7.61	5.92	204.63	76	76	77	77
11	0.2	-7.77	5.77	207.2	76	76	77	77
12	0.04	-7.65	5.81	207.32	77	76	77	77
13	-0.08	-7.61	5.73	206.3	76	76	77	77
14	-0.08	-7.65	5.77	206.13	75	76	77	77
15	-0.04	-7.69	5.92	205.96	76	76	77	78
16	0	-7.57	5.81	205.79	76	76	77	77
17	-0.16	-7.61	5.77	205.37	76	76	77	76
18	-0.31	-7.57	5.96	205.57	76	76	77	77

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
19	-0.16	-7.53	5.88	205.85	76	78	77	77
20	-0.04	-7.53	6.04	205.59	76	76	76	77
21	-0.16	-7.45	6.32	205.12	76	76	76	77
22	-0.31	-7.53	6	204.59	76	76	77	77
23	-0.24	-7.61	5.81	205.21	76	76	76	77
24	-0.27	-7.61	5.84	205.54	76	76	76	77
25	-0.27	-7.61	5.84	206.2	76	76	76	77
26	-0.35	-7.65	5.88	206.01	76	76	76	76
27	-0.35	-7.53	5.92	205.82	76	77	76	77
28	-0.27	-7.57	5.96	205.25	76	76	77	77
29	-0.31	-7.57	5.92	204.96	76	76	77	77
30	-0.27	-7.77	5.88	205.92	76	76	77	77
31	-0.35	-7.57	5.84	206.33	76	76	76	77
32	-0.35	-7.65	5.84	205.5	76	76	76	77
33	-0.27	-7.69	5.77	206.24	76	76	76	77
34	-0.35	-7.61	5.77	206.57	76	76	76	77
35	-0.39	-7.61	5.92	205.38	76	76	77	77
36	-0.35	-7.57	5.88	205.12	76	76	77	77
37	-0.35	-7.65	5.88	204.22	76	76	76	77
38	-0.43	-7.61	5.92	205.87	76	76	77	77
39	-0.35	-7.61	5.81	205.61	76	76	76	77
40	-0.2	-7.69	5.73	206.03	76	76	77	76
41	-0.31	-7.81	5.57	206.63	76	76	80	77
42	-0.24	-7.81	5.49	206.29	76	76	76	77
43	-0.35	-7.81	5.57	206.02	76	76	76	77
44	-0.27	-7.81	5.49	205.8	75	76	77	77
45	-0.27	-7.81	5.61	207.25	76	76	76	77
46	-0.24	-7.77	5.53	207.07	76	76	77	77
47	-0.31	-7.77	5.61	205.99	76	76	77	77
48	-0.31	-7.77	5.61	205.72	76	76	77	77
49	-0.35	-7.85	5.49	207.24	76	76	77	77
50	-0.43	-7.85	5.53	206.54	76	76	77	76
51	-0.71	-7.77	5.53	206.52	76	76	76	77
52	-0.59	-7.81	5.53	207.06	76	76	77	77
53	-0.55	-7.81	5.49	205.74	76	76	76	77
54	-0.59	-7.77	5.49	206.19	76	76	76	77
55	-0.59	-7.88	5.41	206.57	77	76	76	77
56	-0.55	-7.92	5.41	206.93	76	76	77	77
57	-0.51	-7.85	5.41	206.93	76	76	76	77
58	-0.67	-7.85	5.45	206.44	76	76	77	77
59	-0.63	-7.88	5.45	205.82	76	76	76	77
60	-0.55	-7.92	5.45	206.75	76	77	77	77

Dataset ini dirancang untuk digunakan dalam klasifikasi gerakan Jalan dalam bisindo menggunakan metode KNN, di mana setiap fitur berfungsi sebagai *input* untuk membedakan pola gerakan dalam satu label jalan. Konsistensi nilai pada beberapa fitur seperti Flex1 hingga Flex4 menunjukkan bahwa variasi utama nilai perbedaan dalam sedikit perbedaan untuk mendapatkan hasil eksekusi yang lebih akurat. Dengan pola yang cukup jelas, dataset ini berpotensi menghasilkan klasifikasi yang akurat.

4.4.4 Datasheet gerakan Bisindo Duduk

Tabel 4.7 berikut berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo duduk. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo duduk sesuai dengan gambar 4.26.



Gambar 4. 26 Gerakan bisindo duduk

Tabel 4. 7 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Duduk

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-3.8	-1.49	8.87	222.73	74	73	74	75
2	-4.12	2.51	9.18	128.15	74	71	72	74
3	-3.84	1.92	9.06	121.15	75	72	73	74
4	-3.26	1.18	9.34	116.86	74	62	73	73
5	-3.22	0.35	9.22	114.75	73	59	70	71
6	-3.02	0.55	10	109.82	73	60	71	72
7	-2.9	0.51	9.65	101.68	73	60	71	72

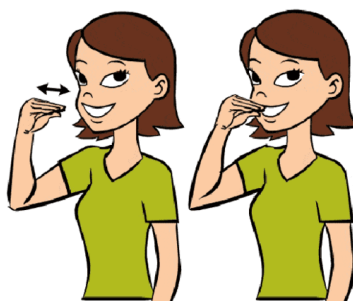
No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
8	-2.47	0.9	9.38	99.03	70	60	67	72
9	-2.98	0.63	9.38	94.49	70	61	69	72
10	-2.28	1.06	9.69	92.78	68	61	68	72
11	-1.77	1.53	9.85	92.71	68	61	67	72
12	-1.53	1.84	9.73	92.64	68	61	68	72
13	-1.49	1.45	9.89	93.63	69	61	68	72
14	-1.45	2	9.57	92.33	69	61	68	71
15	-0.94	1.14	10.04	93.05	69	61	68	72
16	-1.1	1.88	9.92	91.85	69	61	68	72
17	-0.94	2.16	9.69	91.83	69	62	68	72
18	-0.94	2.04	9.81	92.12	69	61	69	72
19	-0.86	2.35	9.81	92.59	69	62	70	72
20	-0.75	2.43	9.69	92.24	69	62	68	72
21	-0.71	2.43	9.81	92.28	68	62	68	72
22	-0.71	2.31	9.81	91.82	69	62	68	72
23	-0.78	2.35	9.81	92.93	68	62	68	72
24	-0.67	2.24	9.89	93.24	68	62	68	72
25	-0.63	2.39	9.89	92.51	66	61	68	72
26	-0.55	2.55	9.81	92.24	67	62	67	72
27	-0.47	2.55	9.92	91.68	68	62	67	72
28	-0.51	2.63	9.89	92.24	67	62	66	72
29	-0.35	2.79	9.77	92.35	66	62	66	72
30	-0.59	2.94	9.69	93.17	67	62	65	72
31	-0.39	3.02	9.69	93.59	67	62	66	72
32	-0.82	2.71	9.61	97.11	66	62	65	72
33	-1.02	2.86	9.61	96.74	67	62	65	72
34	-0.98	2.79	9.65	96.76	67	62	64	72
35	-0.9	3.1	9.61	96.81	67	62	65	72
36	-1.26	2.43	9.61	99.09	66	62	65	72
37	-1.14	2.39	9.69	99.72	67	62	65	72
38	-1.06	2.51	9.77	98.45	67	62	65	72
39	-1.02	3.45	9.65	97.64	67	62	65	72
40	-1.37	2.79	9.85	99.96	67	62	66	72
41	-1.33	3.14	9.77	99.41	67	62	66	72
42	-0.98	3.3	9.26	98.83	67	62	66	72
43	-0.75	2.98	9.85	97.48	67	63	66	72
44	-0.63	3.18	9.41	95.63	67	62	66	72
45	-0.63	3.37	9.49	94.87	68	62	67	72
46	-0.51	3.41	9.57	94.64	68	62	66	72
47	-0.59	3.73	9.45	94.01	68	62	68	72
48	-0.47	3.61	9.41	94.4	68	62	68	72
49	-1.26	3.1	9.65	97.55	68	62	68	72

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
50	-1.33	3.22	9.77	97.55	68	62	68	72
51	-1.26	3.02	9.45	98.35	68	62	68	72
52	-1.02	3.53	9.45	98.17	68	62	68	72
53	0	3.8	9.26	94.77	68	62	68	72
54	-0.27	3.96	9.3	94.81	68	62	68	72
55	0	4.12	9.41	93.58	67	62	67	72
56	0.12	4.43	9.22	92.02	67	62	68	72
57	0.2	4.31	9.1	92.25	67	62	67	72
58	-0.4	4.32	9	93.12	67	62	67	72
59	-0.57	3.98	9.22	93.56	67	62	67	72
60	-0.79	3.7	9.45	93.55	67	63	66	72

Dari hasil dataset pada tabel 4.7 memiliki perbedaan hasil pembacaan dari dataset klasifikasi Gerakan bangun, tidur, dan jalan sehingga diharapkan akan mampu menghasilkan hasil prediksi yang akurat. Data pada tabel 4.8 juga kaya akan variasi data yang membuat dataset ini masih bisa digunakan walaupun gerakapn pada saat pengujian tidak persis seperti saat pengambilan data.

4.4.5 Datasheet gerakan Bisindo Makan

Tabel 4.8 berikut berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo makan. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo makan sesuai dengan gambar ilustrasi 4.27.



Gambar 4. 27 Gerakan bisindo makan

Tabel 4. 8 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Makan

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-4.28	1.84	8.51	257.24	75	74	76	75
2	-3.41	1.61	9.53	278.68	76	74	76	76
3	-4.2	1.37	8.83	270.83	75	75	76	76
4	-5.02	2.35	8	261.36	76	75	76	77
5	-3.73	1.73	9.1	271.32	76	75	76	77
6	-3.92	1.22	9.06	271.05	76	73	76	77
7	-3.65	1.1	9.22	269.06	76	75	76	77
8	-3.57	1.18	9.14	269.29	76	75	76	77
9	-3.57	1.22	8.98	268.48	76	74	76	77
10	-3.73	1.1	9.02	268.35	76	75	76	77
11	-3.57	1.06	9.1	268.28	76	75	76	77
12	-3.77	1.1	9.02	268.34	76	75	76	77
13	-3.8	0.9	9.06	269.05	76	75	76	76
14	-4.12	1.18	9.22	267.05	76	75	76	76
15	-4.16	1.57	8.79	264.61	76	75	76	77
16	-4.71	1.26	8.51	264.05	76	76	76	77
17	-4.71	1.29	8.39	263.47	73	75	76	77
18	-4.82	1.29	8.51	263.23	76	75	76	76
19	-4.86	1.33	8.47	261.6	76	75	76	76
20	-4.94	1.29	8.08	260.99	76	75	76	77
21	-4.82	1.84	8.24	259.45	76	75	76	76
22	-4.82	1.69	8.2	259.68	76	75	76	77
23	-4.98	2.08	8.16	259.33	76	75	76	76
24	-4.98	2.04	8.12	259.51	76	75	76	76
25	-5.02	1.84	8.2	260.45	76	75	77	76
26	-4.94	1.77	8.28	261.28	76	75	76	77
27	-4.98	1.8	8.24	261.7	76	75	76	77
28	-4.94	2.04	8.16	261.25	76	75	76	77
29	-4.94	2.16	8.32	258.76	76	75	76	77
30	-5.02	1.69	8.24	260.01	76	75	76	76
31	-4.9	1.65	8.28	261.15	76	75	76	76
32	-4.98	1.69	8.16	261.45	76	75	76	77
33	-4.94	1.45	8.24	261.35	76	75	76	77
34	-4.98	1.61	8.28	261.84	76	76	76	77
35	-5.02	1.65	8.2	261	76	75	76	77
36	-4.98	1.69	8.24	260	76	76	76	77
37	-4.94	1.69	8.24	260.89	76	75	74	77
38	-4.9	1.69	8.36	261.29	76	75	76	75
39	-4.86	1.69	8.36	260.93	76	75	76	77
40	-4.94	1.69	8.47	260.8	76	75	76	77

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
41	-4.9	1.53	8.39	262.45	76	75	76	76
42	-4.75	1.29	8.32	263.95	75	75	76	76
43	-4.86	1.53	8.47	264.19	76	75	76	76
44	-4.94	1.57	8.51	263.96	76	75	76	77
45	-4.82	1.53	8.43	263.15	76	75	76	76
46	-4.82	1.69	8.39	263.36	76	76	76	77
47	-4.75	1.73	8.43	263.62	76	75	76	77
48	-4.67	1.53	8.39	263.02	76	75	76	78
49	-4.67	1.57	8.51	263.6	76	75	77	77
50	-4.71	1.53	8.47	263.7	76	75	76	77
51	-4.71	1.61	8.47	264.64	76	75	76	77
52	-4.67	1.49	8.43	263.96	76	75	76	76
53	-4.75	1.65	8.43	264.54	76	75	76	77
54	-4.67	1.53	8.51	264.53	76	75	76	77
55	-4.67	1.53	8.36	264.86	76	75	76	77
56	-4.67	1.53	8.51	265.27	76	75	76	76
57	-4.63	1.61	8.59	265.74	76	75	76	77
58	-4.47	1.41	8.47	265.63	76	75	76	76
59	-4.55	1.65	8.59	264.74	76	75	76	76
60	-4.67	1.45	8.55	265.38	77	75	76	77

Dataset ini sangat berguna untuk klasifikasi gerakan menggunakan metode KNN karena menyediakan fitur yang dapat mendukung pembeda antar kelas gerakan dalam satu label gerakan bisindo makan. Variasi dalam data akselerometer dan magnetometer dapat menjadi penentu utama dalam membedakan jenis gerakan yang berbeda, sedangkan nilai dari sensor fleksibilitas mungkin membantu memperjelas klasifikasi pada kondisi tertentu.

4.4.6 Datasheet gerakan Bisindo Minum

Tabel 4.9 berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo minum. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo minum sesuai dengan gambar 2.28.



Gambar 4. 28 Gerakan bisindo minum

Tabel 4. 9 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Minum

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-3.06	-2.51	8.71	220.32	74	73	75	75
2	-4.31	-2.43	8.04	210.17	74	73	75	75
3	-6.79	-1.37	5.45	165.05	65	65	65	73
4	-6.28	-2.94	6.83	177.31	64	64	64	73
5	-6.08	-2	6.51	178.51	65	64	65	73
6	-5.57	-2.94	7.41	197.92	66	65	65	73
7	-4.55	-4.04	7.26	207.52	66	65	65	73
8	-4.47	-4.04	7.45	206.65	66	65	66	73
9	-4.67	-4.08	7.34	207.57	65	65	66	73
10	-4.79	-4.04	7.26	206.48	64	65	66	73
11	-4.82	-4.12	7.14	206.07	64	66	66	73
12	-4.79	-4.24	7.06	206.67	64	64	66	73
13	-4.79	-4.16	7.1	207.43	64	65	66	73
14	-4.86	-4.24	7.06	207.79	64	65	66	73
15	-4.86	-4.24	7.06	207.79	64	65	66	73
16	-4.79	-4.2	7.06	207.33	64	65	66	73
17	-4.75	-4.24	7.06	208.13	64	65	66	73
18	-4.75	-4.28	7.02	208.07	64	65	66	73
19	-4.82	-4.31	6.98	207.88	66	65	66	73
20	-4.75	-4.28	7.02	207.81	64	65	66	73
21	-4.79	-4.24	6.94	208.34	65	65	66	73
22	-4.82	-4.31	6.9	207.39	63	65	66	73
23	-4.75	-4.35	7.02	207.45	64	65	66	72
24	-4.82	-4.35	6.9	207.63	64	65	66	73
25	-4.79	-4.35	7.02	207.42	64	65	65	73
26	-4.71	-4.35	7.1	207.78	64	65	68	73
27	-4.79	-4.35	7.02	207.76	64	65	66	73
28	-4.75	-4.39	6.94	207.56	64	65	66	73

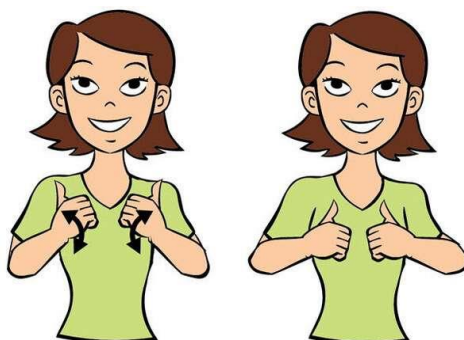
No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
29	-4.71	-4.39	6.98	207.93	64	65	66	73
30	-4.75	-4.39	6.98	207.45	64	65	66	73
31	-4.82	-4.35	6.98	207.94	64	65	66	73
32	-4.71	-4.43	6.94	209.33	64	65	66	73
33	-4.47	-4.71	6.98	211.3	64	65	66	73
34	-4.51	-4.59	6.98	211.17	67	65	66	74
35	-4.47	-4.55	6.98	211.17	64	65	66	73
36	-4.51	-4.63	7.02	210.97	65	65	66	73
37	-4.47	-4.63	6.98	210.87	64	66	66	73
38	-4.47	-4.63	6.98	211.04	65	65	66	73
39	-4.47	-4.67	7.06	211.18	64	65	66	73
40	-4.51	-4.67	6.94	210.74	64	65	66	73
41	-4.47	-4.67	6.94	211.07	65	65	66	73
42	-4.47	-4.63	7.06	211	65	65	66	73
43	-4.51	-4.71	6.98	210.97	65	65	66	73
44	-4.51	-4.75	6.94	211.18	65	65	66	73
45	-4.51	-4.63	6.94	211.04	65	65	66	73
46	-4.51	-4.67	6.98	210.67	64	65	66	73
47	-4.47	-4.71	6.94	210.9	66	66	66	73
48	-4.47	-4.75	6.94	210.87	65	65	66	73
49	-4.47	-4.67	6.98	211.21	65	66	66	75
50	-4.47	-4.67	6.98	211.41	65	66	64	73
51	-4.47	-4.71	6.98	211.51	65	66	66	73
52	-4.47	-4.71	7.02	211.81	65	66	66	73
53	-4.43	-4.67	6.98	210.84	65	66	66	73
54	-4.47	-4.75	6.98	211.11	65	66	66	73
55	-4.47	-4.67	6.9	210.78	65	66	66	73
56	-4.51	-4.71	7.06	211.11	65	66	66	73
57	-4.51	-4.71	6.98	210.68	65	66	66	73
58	-4.55	-4.71	6.9	211.17	65	66	67	73
59	-4.55	-4.75	7.02	211.01	65	66	66	73
60	-4.59	-4.67	6.98	210.87	65	66	66	73

Pada tabel 4.9 memiliki hasil pembacaan magnetometer dari HMC5883L menunjukkan variasi yang signifikan, mencerminkan perubahan dalam orientasi medan magnet yang mungkin berkaitan dengan posisi gerakan. Sensor fleksibilitas (Flex1 hingga Flex4) menunjukkan nilai yang relatif stabil, yang mungkin mengindikasikan posisi atau pola gerakan yang konsisten pada dimensi ini. Dataset ini dirancang untuk aplikasi klasifikasi menggunakan metode KNN, di mana

kombinasi nilai dari semua sensor dapat digunakan untuk membedakan jenis gerakan. Variasi nilai yang signifikan pada akselerometer dan magnetometer menjadi komponen utama untuk identifikasi gerakan, sementara stabilitas sensor fleksibilitas memberikan konfirmasi terhadap pola gerakan tertentu.

4.4.7 Datasheet gerakan Bisindo Mandi

Data pada tabel 4.10 berikut berisikan hasil pembacaan sensor ADXL345, HMC5883L, sensor flex1, flex2, flex3, flex4 yang akan digunakan untuk dataset pembacaan klasifikasi K-Nearest Neighbour (KNN) pada gerakan bisindo mandi. Dataset ini diperoleh dari gerakan bisindo mandi sesuai dengan gambar 2.29.



Gambar 4. 29 Gerakan bisindo mandi

Tabel 4. 10 Tabel Dataset Gerakan Bisindo Mandi

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
1	-8.75	1.45	0.78	118.97	66	62	65	72
2	-9.18	2	1.29	114.4	60	60	64	72
3	-9.14	2.75	1.69	115.57	61	61	65	72
4	-9.02	3.02	2.2	111.99	62	61	64	72
5	-8.55	4.12	2.24	107.65	62	61	66	72
6	-8.32	4.2	2.59	107.16	62	61	66	72
7	-8.9	4.12	1.73	106.32	62	62	66	72
8	-8.51	4.04	1.8	107.14	63	61	65	72
9	-8.16	3.26	4.28	114.64	63	62	66	72
10	-8.2	3.53	3.45	115.34	63	62	66	72
11	-8.28	4.24	3.14	109.3	63	62	66	72
12	-8.16	4.39	2.59	106.52	63	62	66	72
13	-8.12	4.67	2.31	103.59	63	61	66	72

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
14	-8.55	4.82	0.59	96.99	62	62	64	72
15	-8.59	4.67	0.08	97.3	61	61	63	71
16	-8.32	4.9	0.51	97.13	61	62	64	71
17	-8.51	4.59	0.63	98.87	61	63	64	71
18	-8.36	4.82	0.63	97.81	62	62	64	71
19	-8.83	4.43	0.98	98.96	62	62	64	71
20	-8.39	4.82	1.1	97.94	62	62	64	72
21	-8.39	4.63	1.26	99.39	62	62	64	71
22	-8.39	4.71	1.29	100.32	62	62	64	72
23	-8.32	4.67	1.29	99.5	62	62	65	71
24	-8.28	4.94	1.53	99.67	62	62	65	72
25	-8.36	4.86	1.33	98.82	61	62	65	71
26	-8.36	4.59	1.29	99	63	62	65	72
27	-8.32	4.82	1.29	99.04	63	62	64	72
28	-8.32	4.79	1.33	98.7	63	62	65	72
29	-8.32	4.75	1.45	99.38	63	62	65	72
30	-8.12	4.63	1.33	100.8	63	62	65	72
31	-8.28	4.75	1.8	99.67	63	62	65	72
32	-8.43	4.59	1.41	100.44	64	62	65	72
33	-8.43	4.59	1.29	100.73	64	62	65	72
34	-8.28	4.75	1.53	100.5	63	63	63	72
35	-8.51	4.63	1.14	99.62	63	62	65	72
36	-8.36	4.51	1.22	98.51	63	62	65	72
37	-8.36	4.82	0.9	97.86	64	63	65	72
38	-8.36	4.75	1.02	97.39	64	63	65	72
39	-8.39	4.82	0.98	96.98	64	62	65	72
40	-8.59	4.55	0.9	97.72	64	63	65	72
41	-8.36	4.86	1.06	96.89	63	63	65	72
42	-8.24	4.9	0.86	96.87	64	62	65	72
43	-8.36	4.9	0.94	97.35	64	63	65	72
44	-8.04	5.1	0.82	95.75	64	63	65	71
45	-8.43	4.82	0.71	95.04	64	63	65	72
46	-8.47	4.86	0.86	96.25	64	63	65	72
47	-8.32	4.79	0.75	98.05	64	63	65	72
48	-8.55	4.43	1.02	98.36	64	63	65	72
49	-8.43	4.63	1.02	99.02	64	62	65	72
50	-8.39	4.67	0.86	97.96	64	63	65	72
51	-8.12	4.75	0.94	97.18	64	63	65	72
52	-8.67	4.43	1.14	98.68	64	63	65	72
53	-8.43	4.63	1.22	99.2	64	63	65	72
54	-8.36	4.71	1.18	99.56	64	63	65	72
55	-8.28	4.67	1.1	99.13	64	63	65	72

No	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
56	-8.43	4.75	1.22	99.21	63	63	65	72
57	-8.28	5.02	1.1	96.63	64	63	65	72
58	-8.51	4.59	-1.26	89.75	64	63	65	72
59	-8.28	4.63	-1.14	90.54	64	63	65	72
60	-8.51	3.96	-0.9	92.73	64	63	65	72

Dataset pada tabel 4.10 menunjukkan hasil Pembacaan magnetometer (HMC5883L) memberikan informasi tambahan mengenai medan magnet, yang dapat digunakan untuk memperkuat identifikasi arah gerakan. Sensor fleksibilitas (Flex1 hingga Flex4) memiliki nilai yang relatif stabil, menunjukkan posisi atau konfigurasi tertentu yang mungkin menjadi karakteristik khas dari gerakan yang diamati. Dataset ini sangat cocok untuk diterapkan pada metode KNN, di mana kombinasi nilai-nilai sensor ini dapat digunakan untuk mengelompokkan gerakan berdasarkan kemiripan jarak antar titik dalam ruang fitur. Pola variasi yang muncul dari akselerometer dan magnetometer dapat menjadi elemen kunci dalam mendefinisikan kelas gerakan, sedangkan data fleksibilitas memberikan validasi tambahan terhadap posisi gerakan.

4.5 Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan besaran nilai K

Pemilihan nilai K pada metode K-Nearest Neighbors (KNN) sangat penting karena memengaruhi akurasi model. Jika nilai K terlalu kecil, model cenderung overfitting karena hanya mempertimbangkan tetangga terdekat, sehingga sangat sensitif terhadap noise dalam data. Sebaliknya, jika nilai K terlalu besar, model dapat kehilangan sensitivitas terhadap pola lokal karena hasil prediksi didasarkan pada terlalu banyak tetangga, yang dapat menyebabkan underfitting. Secara umum, nilai K yang lebih kecil cocok untuk dataset dengan pola yang kompleks, sedangkan nilai K yang lebih besar lebih stabil untuk dataset dengan noise rendah. Pemilihan nilai K juga perlu mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi, terutama untuk dataset besar.

Tabel 4. 11 Data uji klasifikasi

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7,45	5,3	3,53	151,08	63	64	77	100
Bangun	-7,37	5,37	3,49	151,68	63	64	77	100
Bangun	-7,45	5,26	3,49	152	63	64	77	100
Bangun	-6,59	6,94	-0,67	155,62	67	66	76	100
Duduk	-0,71	2,67	9,81	79,88	68	64	69	100
Duduk	0,9	5,06	8,63	90,09	72	70	72	100
Tidur	-3,06	-1,69	8,83	168,35	73	73	73	100
Duduk	-3,1	-0,9	9,77	231,1	73	74	73	100
Duduk	-2,47	-2,16	9,18	236,12	73	74	72	100
Duduk	-2,79	-2	9,02	236,93	73	74	73	100
Jalan	1,88	-7,77	5,65	215,41	76	75	76	100
Jalan	1,8	-7,73	5,69	213,71	76	75	76	100
Tidur	-9,14	2,47	1,84	102,78	76	75	74	100
Tidur	-7,73	2,2	6,16	122,76	76	75	74	100
Duduk	-2,43	-3,88	10,63	225,85	75	74	74	100

Data pada tabel 4.11 merupakan data uji untuk menentukan nilai K yang optimal, data uji didapat dari hasil klasifikasi yang telah divalidasi dengan perhitungan manual.

4.5.1 Hasil klasifikasi nilai K = 1

Pada pembahasan kali ini, kita akan menganalisis hasil penerapan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dengan nilai parameter K = 1. Nilai K merupakan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan memilih K = 1, algoritma KNN hanya mempertimbangkan satu data tetangga terdekat untuk menentukan kelas dari data uji.

Tabel 4. 12 Hasil klasifikasi dengan nilai K=1

No	Label	K = 1	Hasil
1	Bangun	Bangun	Sesuai
2	Bangun	Bangun	Sesuai
3	Bangun	Bangun	Sesuai
4	Bangun	Bangun	Sesuai
5	Duduk	Duduk	Sesuai
6	Duduk	Duduk	Sesuai
7	Minum	Tidur	Tidak Sesuai
8	Duduk	Duduk	Sesuai
9	Duduk	Duduk	Sesuai
10	Duduk	Duduk	Sesuai
11	Jalan	Jalan	Sesuai
12	Jalan	Jalan	Sesuai
13	Tidur	Tidur	Sesuai

14	Tidur	Tidur	Sesuai
15	Duduk	Duduk	Sesuai

Tabel 4.12 yang menyajikan hasil klasifikasi berdasarkan nilai $K = 1$, prediksi kelas, dan tingkat akurasi. Melalui tabel 4.13, kita dapat melihat bagaimana pemilihan $k = 1$ memengaruhi performa model. Dengan hasil akurasi data yang sesuai sebesar 93,33% . hasil tersebut sangat baik, namun harus dibandingkan dengan hasil klasifikasi dengan nilai K yang berbeda.

4.5.3 Hasil klasifikasi nilai $K = 3$

pembahasan akan difokuskan pada hasil penerapan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dengan parameter $K = 3$. Parameter K pada metode KNN menunjukkan jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk menentukan kelas dari data uji. Dengan memilih $K = 3$, algoritma akan mempertimbangkan tiga data tetangga terdekat, dan kelas yang paling sering muncul di antara ketiga tetangga tersebut akan dijadikan sebagai hasil prediksi.

Tabel 4. 13 Hasil klasifikasi dengan nilai $K=3$

No	Label	$K = 1$	Hasil
1	Bangun	Bangun	Sesuai
2	Bangun	Bangun	Sesuai
3	Bangun	Bangun	Sesuai
4	Bangun	Bangun	Sesuai
5	Duduk	Duduk	Sesuai
6	Duduk	Duduk	Sesuai
7	Minum	Minum	Sesuai
8	Duduk	Duduk	Sesuai
9	Duduk	Duduk	Sesuai
10	Duduk	Duduk	Sesuai
11	Jalan	Jalan	Sesuai
12	Jalan	Jalan	Sesuai
13	Tidur	Tidur	Sesuai
14	Tidur	Tidur	Sesuai
15	Duduk	Duduk	Sesuai

Tabel 4.13 menyajikan performa algoritma KNN dengan nilai $K = 3$, termasuk prediksi kelas, dan tingkat akurasi yang diperoleh. Pemilihan nilai $K = 3$ memberikan keseimbangan antara sensitivitas terhadap data tetangga terdekat dan pengaruh dari *outlier*. Pembahasan ini bertujuan untuk memahami bagaimana nilai $K = 3$ mempengaruhi akurasi model serta untuk mengevaluasi hasil prediksi yang

diperoleh. Dengan nilai akurasi kesesuaian sebesar 100% membuat hasil dari nilai $K=3$ merupakan nilai K yang sempurna.

4.5.3 Hasil klasifikasi nilai $K = 5$

Pembahasan berikut berfokus pada hasil penerapan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dengan parameter $K = 5$. Parameter K menunjukkan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan memilih nilai $K = 5$, algoritma KNN mempertimbangkan lima tetangga terdekat untuk menentukan kelas dari data uji, di mana keputusan didasarkan pada mayoritas kelas dari kelima tetangga tersebut.

Tabel 4. 14 Hasil klasifikasi dengan nilai $K=5$

No	Label	$K = 5$	Hasil
1	Bangun	Bangun	Sesuai
2	Bangun	Bangun	Sesuai
3	Bangun	Bangun	Sesuai
4	Bangun	Bangun	Sesuai
5	Duduk	Duduk	Sesuai
6	Duduk	Duduk	Sesuai
7	Minum	Minum	Sesuai
8	Duduk	Minum	Tidak Sesuai
9	Duduk	Makan	Tidak Sesuai
10	Duduk	Makan	Tidak Sesuai
11	Jalan	Jalan	Sesuai
12	Jalan	Jalan	Sesuai
13	Tidur	Tidur	Sesuai
14	Tidur	Tidur	Sesuai
15	Duduk	Minum	Tidak Sesuai

Tabel 4.14 menyajikan hasil klasifikasi berdasarkan nilai $K = 5$, yang mencakup prediksi kelas, dan tingkat akurasi yang diperoleh. Pemilihan nilai $K = 5$ memberikan keuntungan dalam mengurangi sensitivitas terhadap *outlier*, karena pengambilan keputusan didasarkan pada kelompok tetangga yang lebih luas. Namun hasil akurasi kesesuaian pada nilai $K=5$ memiliki hasil paling rendah yaitu 73,33% .

Dari hasil klasifikasi menggunakan nilai $K=1$, $K=3$, dan $K=5$ hasil paling optimal pada nilai $K=3$ dengan akurasi 100%. Maka dari itu dapat disimpulkan bahwa nilai $K=3$ merupakan nilai K paling stabil, dan hasil klasifikasi pada penelitian ini akan menggunakan nilai $K=3$.

4.6 Hasil eksekusi metode KNN

Pada subbab ini penulis akan membandingkan hasil eksekusi metode KNN menggunakan program arduino IDE dengan perhitungan manual menggunakan excel sebagai acuan seberapa akurat hasil dari pembacaan melalui serial monitor. Hasil eksekusi metode KNN menggunakan program pada *software* arduino IDE, dimana hasil pembacaan sesuai klasifikasi gerakan sesuai datasheet yang didapat.

4.6.1 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Bangun

Pada tabel 4.15 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi untuk gerakan bisindo bangun menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 15 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Bangun

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Minum	-5.37	4.08	7.53	184.44	62	64	76	73
Minum	-5.1	4.63	7.37	179.86	61	64	76	73
Bangun	-7.92	5.41	2.35	153.64	61	63	76	73
Bangun	-8	5.02	2.86	149.28	62	63	77	73
Bangun	-7.69	5.14	3.1	151.31	62	63	76	72
Bangun	-7.65	5.02	3.14	153.29	62	63	76	72
Bangun	-7.61	5.06	3.22	151.87	62	63	76	73
Bangun	-7.61	5.1	3.22	151.17	62	63	76	73
Minum	-7.65	5.1	3.02	150.69	62	63	76	72
Bangun	-7.77	5.1	3.26	151.18	62	63	76	73
Bangun	-7.65	5.22	3.14	152.4	62	63	76	73
Bangun	-7.53	5.49	2.94	152.72	62	63	76	73
Bangun	-6.94	5.92	3.45	151.44	62	63	76	73
Bangun	-7.3	5.57	3.77	150.52	62	63	76	73
Bangun	-7.57	5.1	3.1	149.81	62	63	76	80
Bangun	-6.86	6	3.69	142.45	62	62	77	75
Bangun	-7.02	5.84	3.61	141.42	62	63	76	76
Bangun	-6.9	6	3.73	141.75	62	63	76	76
Bangun	-6.98	5.88	3.65	141.96	62	63	76	76
Bangun	-7.02	5.81	3.77	141.85	62	63	76	76
Bangun	-6.98	5.84	3.65	143.09	62	63	76	76
Bangun	-6.98	5.81	3.73	142.21	62	63	76	76
Bangun	-7.02	5.81	3.73	142.39	62	63	76	76
Bangun	-7.06	5.81	3.69	142.64	62	63	76	76
Bangun	-7.06	5.69	3.65	142.72	62	63	76	76

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7.22	5.73	3.69	143.65	62	63	76	76
Bangun	-7.14	5.61	3.61	144.03	62	62	76	76
Bangun	-7.22	5.69	3.53	145.23	62	63	76	76
Bangun	-7.22	5.69	3.61	145.26	62	63	76	76
Bangun	-6.98	5.73	3.88	147.83	62	63	76	76

Pada hasil eksekusi metode KNN untuk label "Bangun" menggunakan program Arduino IDE, dataset yang ditampilkan menunjukkan pengelompokan gerakan berdasarkan nilai sensor akselerometer (ADXL345), magnetometer (HMC5883L), dan sensor fleksibilitas (Flex1 hingga Flex4). Dalam implementasi ini, label "Bangun" berhasil dipisahkan berdasarkan kombinasi nilai sensor yang mencerminkan karakteristik spesifik gerakan tersebut. Pada hasil eksekusi klasifikasi gerakan bisindo bangun memiliki presentase error sebesar 10% dari 30 datates yang diujikan.

4.6.2 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Tidur

Pada tabel 4.16 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 16 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Tidur

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-6.86	2.9	6.08	116	74	73	74	100
Tidur	-8.55	-1.29	4.82	117.55	75	72	74	100
Tidur	-8	0.71	3.8	109.45	75	74	75	100
Tidur	-8.75	0.16	3.22	110.8	75	74	75	100
Tidur	-8.75	0.16	3.14	111.11	76	74	75	100
Jalan	-8.94	1.06	2.75	107.56	75	74	75	100
Tidur	-8.55	2.08	3.84	103.04	76	74	75	100
Tidur	-8.55	3.57	3.06	97.82	76	74	75	100
Tidur	-8.47	4.63	2	95.92	76	75	75	100
Tidur	-9.38	2.39	1.92	103.27	76	74	75	100
Tidur	-8.98	2.31	2.35	104.41	76	74	75	100
Tidur	-9.02	2.12	1.8	104.98	72	74	68	100
Tidur	-9.14	2.31	1.41	105.25	69	73	68	100
Tidur	-9.22	2.31	1.45	104.81	68	72	68	100
Tidur	-9.06	2.55	1.69	103.57	68	74	65	100

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-9.1	2.59	1.45	103.06	67	73	65	100
Tidur	-8.98	2.63	1.49	102.42	68	73	65	100
Tidur	-8.83	3.06	2.08	100.77	75	74	73	100
Tidur	-8.9	3.49	2.35	98.8	76	74	74	100
Tidur	-8.83	2.94	2.47	99.36	76	74	75	100
Tidur	-8.75	2.94	2.31	99.84	75	76	75	100
Tidur	-8.9	2.94	2.2	99.59	76	75	75	100
Tidur	-8.79	2.86	2.28	99.71	76	75	75	100
Tidur	-8.67	3.06	2.24	99.5	76	75	75	100
Tidur	-8.94	3.06	2.31	98.31	76	75	75	100
Tidur	-8.79	3.02	2.12	99.68	75	73	74	100
Tidur	-8.94	2.86	2.2	99.9	75	75	74	100
Tidur	-8.75	2.94	2.04	99.64	75	75	74	100
Tidur	-8.9	2.94	2.2	99.59	75	75	74	100
Tidur	-8.87	2.94	2.28	100.07	74	75	74	100

Hasil eksekusi metode KNN untuk label "Tidur" menggunakan program Arduino IDE menunjukkan bahwa dataset ini mencatat data dari berbagai sensor, seperti ADXL345 (akselerometer), HMC5883L (magnetometer), dan empat sensor fleksibilitas (Flex1 hingga Flex4) memiliki akurasi prediksi sebesar 96.67% dimana error pembacaan 3.33%. Hasil ini sangat baik dimana hasil eksekusi tidak memiliki kesalahan prediksi, dataset yang bagus juga menjadi salah satu faktor hasil yang optimal.

4.6.3 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Jalan

Pada tabel 4.17 dibawah ini menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 17 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Jalan

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	-1.33	-7.3	6.28	186.28	76	74	74	100
Tidur	-1.18	-6.79	6.67	183.68	76	75	75	100
Tidur	-0.16	-5.45	8.43	174.47	76	75	76	100
Tidur	-0.31	-5.73	7.96	176.26	76	75	76	100
Jalan	1.84	-5.69	7.92	192.19	76	75	76	100
Jalan	2.04	-7.37	6.08	213.87	76	75	76	100

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	2.08	-7.41	6.08	213.54	76	75	76	100
Jalan	2.04	-7.49	6.24	213.25	76	75	76	100
Jalan	1.88	-7.37	6.32	211.08	76	75	76	100
Jalan	1.77	-7.37	6.39	210.11	76	75	76	100
Jalan	1.8	-7.26	6.39	208.32	76	75	76	100
Jalan	1.57	-7.18	6.51	207.86	76	75	76	100
Jalan	1.8	-7.26	6.55	207.54	76	75	78	100
Jalan	1.69	-7.14	6.43	207.84	76	75	76	100
Jalan	1.57	-7.3	6.47	208.02	76	75	76	100
Jalan	1.57	-7.22	6.51	207.09	79	75	76	100
Jalan	1.49	-7.26	6.51	206.65	76	75	76	100
Jalan	1.37	-7.26	6.51	206.19	76	75	76	100
Jalan	1.41	-7.22	6.59	205.52	76	75	76	100
Jalan	1.37	-7.3	6.43	207.11	76	75	76	100
Jalan	1.37	-7.3	6.51	206.34	74	75	76	100
Jalan	1.26	-7.26	6.51	205.74	76	75	74	100
Jalan	1.33	-7.3	6.51	206.23	75	75	76	100
Jalan	1.29	-7.18	6.51	204.61	76	75	76	100
Jalan	1.26	-7.26	6.51	205.81	76	75	76	100
Jalan	1.26	-7.3	6.47	205.46	76	75	76	100
Jalan	1.29	-7.26	6.55	205.32	76	75	76	100
Jalan	1.22	-7.22	6.51	205.81	76	75	76	100
Jalan	1.18	-7.18	6.51	204.66	76	75	76	100
Jalan	1.26	-7.22	6.59	205.17	76	75	76	100

Hasil klasifikasi KNN menunjukkan bahwa data untuk label "Jalan" cukup terisolasi dari label lain, namun potensi error dapat terjadi jika ada tumpang tindih pola dengan label gerakan lain, dimana pada hasil eksekusi klasifikasi gerakan bisindo jalan memiliki nilai error sebesar 10%. Normalisasi data dan validasi silang diperlukan untuk memastikan hasil klasifikasi tetap akurat. Secara keseluruhan, pola data ini mendukung pengenalan label "Jalan" dengan akurasi tinggi, terutama karena dinamika akselerometer dan konsistensi data fleksibilitas yang khas untuk gerakan ini.

4.6.4 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Duduk

Pada tabel 4.18 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 18 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Duduk

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	-5.53	-4.24	8.63	224.21	74	74	74	78
Duduk	-3.8	1.77	8.2	122.55	74	73	74	78
Duduk	-2.9	1.69	9.77	91.32	73	68	75	78
Duduk	-3.22	1.57	9.61	83.59	71	61	75	77
Duduk	-4.67	1.22	8.47	88.43	73	62	74	77
Duduk	-4.39	1.37	8.51	87.87	67	62	70	77
Duduk	-3.26	1.92	8.98	84.41	67	62	67	77
Duduk	-3.14	1.92	9.18	82.28	67	63	67	77
Jalan	-3.18	1.26	9.41	81.72	67	63	66	77
Duduk	-3.18	1.61	9.18	80.55	66	63	66	77
Duduk	-3.18	1.37	9.34	81.16	66	63	66	77
Duduk	-3.18	1.41	9.22	81.13	66	63	66	77
Duduk	-2.82	1.29	9.38	80.37	66	63	66	77
Duduk	-2.9	1.41	9.26	80.21	66	63	66	77
Duduk	-3.02	1.37	9.41	80.92	66	63	66	77
Duduk	-3.02	1.33	9.53	80.15	66	63	66	77
Duduk	-3.02	1.33	9.34	81.39	67	63	66	77
Duduk	-3.02	1.37	9.38	82.06	67	63	66	77
Duduk	-3.14	1.57	9.26	82.89	68	63	67	77
Duduk	-3.1	1.65	9.14	82.06	68	64	68	77
Duduk	-2.94	1.57	9.38	81.92	67	63	67	77
Duduk	-2.94	1.65	9.26	82.23	67	63	67	77
Duduk	-2.94	1.53	9.3	81.86	67	64	68	77
Duduk	-2.9	1.57	9.38	82.07	67	63	67	77
Duduk	-3.1	1.61	9.41	82.28	67	64	67	77
Duduk	-2.82	1.49	9.45	81.99	67	64	68	77
Duduk	-2.86	1.45	9.22	82.14	67	64	68	77
Duduk	-2.86	1.61	9.26	83.04	67	64	68	77
Duduk	-2.79	1.69	9.18	83.54	68	64	68	78
Duduk	-2.55	1.96	9.34	80.99	67	64	68	78

Hasil klasifikasi gerakan bisindo duduk memiliki hasil akuransi yang sangat bagus, walau mempunyai beberapa nilai yang berbeda cukup jauh namun hasil prediksi metode KNN masih akurat sesuai dengan label yang diujikan. Hasil klasifikasi gerakan duduk memiliki error yang sangat kecil yaitu 3.33%.

4.6.5 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Makan

Pada tabel 4.19 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 19 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Makan

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	2.59	-7.22	6.75	220.55	76	75	75	100
Jalan	1.41	-6.16	7.53	217.07	75	74	74	100
Makan	-1.49	-3.18	8.28	254.67	75	73	74	100
Makan	-4.16	0	9.41	265.79	75	73	75	100
Makan	-3.88	1.69	8.28	265.85	76	74	75	100
Makan	-4.24	1.45	9.14	268.14	76	74	75	100
Makan	-4.35	1.14	8.04	267.89	76	75	75	100
Makan	-4.67	2.12	8.36	265.3	76	74	75	100
Makan	-5.18	2	8.32	267.38	76	74	75	100
Makan	-5.26	1.92	8.2	266.38	76	74	75	100
Makan	-5.26	1.92	8.04	265.82	76	74	75	100
Makan	-5.37	2.04	7.81	266.52	75	74	75	100
Makan	-5.45	2	7.81	265.58	76	74	75	100
Makan	-5.45	1.88	7.73	264.97	76	74	75	100
Makan	-5.53	2	7.73	265.13	76	74	77	100
Makan	-5.45	2	7.69	263.77	76	74	75	100
Makan	-5.53	2	7.77	264.7	76	74	75	100
Makan	-5.41	2.04	7.81	265.67	76	74	75	100
Makan	-5.33	1.92	7.81	265.47	76	74	75	100
Makan	-5.41	1.96	7.88	266	76	74	75	100
Makan	-5.26	2.12	7.88	265.03	76	74	75	100
Makan	-5.3	2.16	7.88	265.81	76	75	75	100
Makan	-5.3	2.12	7.88	266.51	76	75	75	100
Makan	-5.26	2.2	7.81	265.42	76	74	74	100
Makan	-5.33	2.12	7.85	265.02	76	74	75	100
Makan	-5.3	2.2	7.85	265.04	76	74	75	100
Makan	-5.26	2.16	7.85	264.92	76	74	75	100
Makan	-5.22	2.08	7.92	266.29	76	74	75	100
Makan	-5.33	2.43	7.88	264.81	74	70	73	100
Makan	-5.3	2.2	7.92	265.74	74	72	74	100

Hasil klasifikasi prediksi untuk gerakan bisindo makan memiliki hasil awal yang salah dimana dua pembacaan awal menunjukkan hasil preediksi label “jalan” bukan “makan”. Namun jika dilihat dari hasil error untuk prediksi gerakan bisindo

makan menggunakan metode KKN yang sebesar 6.67% masih menjadi hasil prediksi yang baik.

4.6.6 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Minum

Pada tabel 4.20 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 20 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Minum

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Minum	-3.3	-6.39	6.16	213.39	67	66	66	100
Minum	-3.26	-6.63	6	213.36	67	66	66	100
Minum	-3.26	-6.98	5.41	209.61	66	65	65	100
Minum	-3.02	-6.71	5.33	208.1	66	65	65	100
Minum	-3.69	-7.34	4.55	209.21	65	64	65	100
Minum	-3.18	-7.02	4.98	209.66	65	64	64	100
Minum	-2.94	-7.57	4.75	209.78	65	64	64	100
Minum	-2.9	-7.45	4.98	209.42	66	64	65	100
Makan	-2.98	-7.53	4.86	209.29	65	64	64	100
Makan	-3.1	-7.49	4.9	209.09	65	63	64	100
Minum	-3.02	-7.57	4.82	209.47	65	63	64	100
Minum	-3.02	-7.53	4.86	209.39	65	63	65	100
Minum	-3.1	-7.53	4.75	209.56	66	63	65	100
Minum	-3.02	-7.61	4.86	209.78	66	64	65	100
Minum	-2.98	-7.53	4.79	209.83	66	64	65	100
Minum	-3.06	-7.61	4.79	210.07	66	64	65	100
Minum	-3.06	-7.65	4.79	209.99	66	64	65	100
Minum	-2.9	-7.57	4.98	211.02	66	64	65	100
Minum	-3.53	-6.51	2.9	203.2	66	64	65	100
Minum	-3.45	-6.71	3.57	206.87	66	64	65	100
Minum	-3.57	-7.96	4.2	203.3	66	64	66	100
Minum	-3.8	-7.3	4.67	190.99	66	64	65	100
Minum	-4.16	-6.71	5.02	186.51	66	64	65	100
Minum	-4.28	-6.51	5.14	185.46	66	64	65	100
Minum	-4.47	-6.43	5.14	185.74	66	64	65	100
Minum	-4.55	-6.71	4.98	186.56	66	64	65	100
Minum	-4.47	-6.63	4.94	186.32	66	64	65	100
Minum	-4.47	-6.51	4.94	186.15	66	64	65	100
Minum	-4.47	-6.71	4.9	186.01	66	64	65	100
Minum	-4.51	-6.67	4.94	186.46	66	64	65	100

Pada tabel 4.20 didapatkan hasil klasifikasi untuk gerakan bisindo minum memiliki akurasi yang sangat baik, yaitu 93.33%. Dengan hasil ini menandakan bahwa dataset dan data tes memiliki kemiripan data sehingga label hasil prediksi metode KNN sangat akurat.

4.6.7 Hasil eksekusi gerakan Bisindo Mandi

Pada tabel 4.21 menampilkan 30 datates dan hasil klasifikasi label hasil prediksi menggunakan metode KNN.

Tabel 4. 21 Hasil Klasifikasi Gerakan Bisindo Mandi

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-8.39	4.39	1.29	105.04	66	62	65	100
Mandi	-8.16	5.02	0.08	97.08	66	64	66	100
Mandi	-7.77	5.77	0.04	95.56	66	64	65	100
Mandi	-8.04	5.53	0.35	96.5	67	64	66	100
Mandi	-8.04	5.33	0.55	99.24	67	64	66	100
Mandi	-8.16	5.22	0.71	100.43	66	64	66	100
Mandi	-7.88	5.96	1.1	99.33	66	64	65	100
Mandi	-8.04	4.31	2.24	107.62	66	64	65	100
Bangun	-8.39	4.43	0.98	104.52	67	64	65	100
Mandi	-8.36	4.82	0.63	98.8	67	64	66	100
Mandi	-8.28	5.02	1.18	98.53	67	64	66	100
Mandi	-7.45	6.04	1.69	96.91	67	65	66	100
Mandi	-7.61	5.53	1.88	100.79	67	64	66	100
Bangun	-8.04	5.02	2.04	102.07	67	65	66	100
Bangun	-8.12	5.06	2.2	103.4	67	65	66	100
Bangun	-7.96	5.22	1.92	103.9	67	64	65	100
Mandi	-7.65	5.53	1.37	100.41	66	64	67	100
Mandi	-7.88	5.41	1.65	101.18	67	64	66	100
Mandi	-7.65	5.53	1.49	100.13	64	61	62	100
Mandi	-7.45	6.08	-0.39	85.31	60	61	62	100
Mandi	-7.49	6.24	-0.67	83.67	62	61	62	100
Mandi	-7.49	6.35	-0.31	84.59	62	61	62	100
Mandi	-7.45	6.08	-0.31	85.99	63	61	62	100
Mandi	-7.34	6.35	-0.24	85.83	63	61	63	100
Mandi	-7.53	6.2	-0.08	85.99	63	61	62	100
Mandi	-7.73	5.84	-0.31	87.28	64	62	63	100
Mandi	-7.96	5.45	-1.18	87.19	63	62	63	100
Mandi	-7.85	5.69	-0.71	87.14	63	62	62	100

Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-8	5.49	-0.71	88.35	63	62	63	100
Mandi	-7.96	5.45	-0.59	88.32	63	62	63	100

Hasil pada klasifikasi Gerakan bisindo mandi pada tabel 4.21 memiliki hasil paling kurang baik dibandingkan dengan klasifikasi Gerakan lainnya. Dimana pada klasifikasi Gerakan ini didapatkan error prediksi sebesar 13.3%, namun mayoritas prediksi error hanya pada satu label saja.

4.6.8 Confusion matrix hasil klasifikasi KNN

Tabel confusion matrix di atas digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam memprediksi tujuh jenis aktivitas, yaitu Bangun, Tidur, Jalan, Duduk, Makan, Minum, dan Mandi. Matriks ini menunjukkan distribusi hasil prediksi model terhadap label sebenarnya, di mana nilai pada diagonal utama menggambarkan prediksi yang benar, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan prediksi. Analisis terhadap tabel ini dapat membantu memahami kekuatan dan kelemahan model dalam mengenali setiap aktivitas serta mengidentifikasi peluang untuk peningkatan performa. Pada tabel 4.22 akan ditampilkan persebaran data hasil klasifikasi.

Tabel 4. 22 persebaran data hasil klasifikasi

<i>Label/predicted</i>	Bangun	Tidur	Jalan	Duduk	Makan	Minum	Mandi	
Bangun	27	0	0	0	0	3	0	28
Tidur	0	29	1	0	0	0	0	
Jalan	0	3	27	0	0	0	0	
Duduk	0	0	1	29	0	0	0	
Makan	0	0	2	0	28	0	0	
Minum	0	0	0	0	2	28	0	
Mandi	4	0	0	0	0	0	26	
								0

Confusion matrix pada tabel 4.22 menunjukkan performa model klasifikasi untuk 7 kelas aktivitas: Bangun, Tidur, Jalan, Duduk, Makan, Minum, dan Mandi. Model memiliki akurasi tinggi pada kelas seperti "Tidur" dan "Duduk," masing-masing dengan 29 prediksi benar dan hanya 1 kesalahan. Namun, terdapat beberapa kesalahan, seperti "Bangun" yang diprediksi sebagai "Minum" sebanyak 3 kali dan "Mandi" sebagai "Bangun" sebanyak 4 kali. Kesalahan ini kemungkinan disebabkan oleh kesamaan fitur antar aktivitas atau kurangnya representasi data untuk kelas tertentu seperti "Mandi." Secara keseluruhan, performa model cukup baik, dengan akurasi sebesar 92,38%.

4.7 Perhitungan metode KNN

Pada subbab ini, akan dijelaskan proses perhitungan manual menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN) sebagai salah satu langkah analisis data. Metode KNN dipilih karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan jarak antar titik dalam ruang fitur. Pendekatan manual dilakukan untuk memberikan pemahaman mendalam terhadap langkah-langkah perhitungan, mulai dari menghitung jarak antar data hingga menentukan kelas atau *output* yang dihasilkan.

Perhitungan manual ini juga bertujuan untuk memvalidasi hasil analisis yang diperoleh dari perangkat lunak, sehingga memastikan akurasi dan kesesuaian metode yang diterapkan. Adapun proses perhitungan melibatkan rumus jarak *Euclidean* sebagai inti dari metode KNN, Dimana pada penelitian kali ini menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$d(x, y) = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2)} \quad (4.17)$$

Dimana :

d : Jarak sampel (x, y)

n : Jumlah dimensi data

i : jumlah data 1 sampai n

\sum : simbol penjumlahan, menunjukkan penjumlahan

kuadrat selisih dari setiap koordinat (x, y)

Proses perhitungan melibatkan setiap pasangan data, baik data uji maupun dataset, untuk mendapatkan nilai jarak. Setelah semua jarak dihitung, sejumlah tetangga terdekat sebanyak $k=3$ ditentukan berdasarkan urutan jarak terkecil. Selanjutnya, kelas mayoritas dari tetangga terdekat tersebut akan menjadi hasil prediksi untuk data uji.

Dengan mengaplikasikan rumus perhitungan jarak *euclidean* dalam metode KNN di mana klasifikasi dilakukan dengan menganalisis kedekatan atau jarak antara data yang akan diklasifikasikan dengan data pelatihan. Dalam analisis ini, pemilihan nilai K yang optimal menjadi kunci dalam menentukan akurasi prediksi, sehingga hasil klasifikasi dapat merepresentasikan pola data dengan lebih akurat. Selanjutnya, perhitungan dan langkah-langkah metode KNN akan diuraikan secara terperinci untuk memberikan gambaran yang jelas tentang proses klasifikasi.

4.7.1 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Bangun

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo bangun, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 23 Dataset gerakan Bidinso Bangun

Data set	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-7.69	3.14	1.77					

Tabel 4. 24 Data tes gerakan Bisindo Bangun

Data tes	ADXL345			HMC5883L(i)	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	X_i	Y_i	Z_i					
	-5.37	4.08	7.53					

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2 + (hmc - hmc_i)^2 + (f1 - f1_i)^2 + (f2 - f2_i)^2 + (f3 - f3_i)^2 + (f4 - f4_i)^2)}$$

$$d = \sqrt{((-7.69 - (-5.37))^2 + (3.14 - 4.08)^2 + (1.77 - 7.53)^2 + \sqrt{(143.9 - 184.44)^2 + (72 - 62)^2 + (71 - 64)^2 + (75 - 76)^2 + \sqrt{(76 - 73)^2})}$$

$$d = \sqrt{295.393}$$

$$d = 17.187$$

Jarak yang didapat dari perhitungan adalah 17.187, Nilai ini menunjukkan jarak antara data uji dan data pembanding dalam ruang multidimensi. Dalam implementasi metode KNN, jarak yang lebih kecil mengindikasikan bahwa data uji lebih dekat dengan data pembanding. Selanjutnya, jarak ini digunakan untuk menentukan tetangga terdekat (k) dan menghasilkan prediksi atau klasifikasi berdasarkan data pembanding terdekat. Dengan mengimplementasikan cara perhitungan diatas maka bisa didapatkan hasil untuk lima data tes sesuai dengan subbab 4.4.1 sebagai berikut.

Tabel 4. 25 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Bangun

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Bangun	14.271	1	Minum	Minum
		15.793	2	Minum	
		19.210	3	Minum	
2	Bangun	13.582	1	Minum	Minum
		14.781	2	Minum	
		19.997	3	Minum	
3	Bangun	17.187	1	Bangun	Bangun
		18.112	2	Minum	
		22.484	3	Bangun	
4	Bangun	14.518	1	Bangun	Bangun
		20.268	2	Bangun	
		20.318	3	Bangun	
5	Bangun	15.546	1	Bangun	Bangun
		19.300	2	Minum	
		20.653	3	Bangun	
6	Bangun	16.571	1	Bangun	Bangun
		17.89	2	Minum	
		21.694	3	Bangun	
7	Bangun	15.598	1	Bangun	Bangun
		18.833	2	Minum	
		20.919	3	Bangun	
8	Bangun	15.258	1	Bangun	Bangun
		19.343	2	Minum	
		20.571	3	Bangun	
9	Bangun	15.248	1	Bangun	Bangun
		19.741	2	Minum	
		20.359	3	Bangun	
10	Bangun	15.266	1	Bangun	Bangun
		19.339	2	Minum	
		20.575	3	Bangun	

Hasil perhitungan klasifikasi metode KNN pada tabel 4.25 didapat tiga nilai terdekat dari dataset Selain nilai terkecil, label akhir juga ditentukan dari jumlah mayoritas dari tiga nilai terdekat. Hasil dari implementasi gerakan bisindo bangun memiliki 80% error dalam pembacaan.

4.7.2 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Tidur

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo tidur, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 26 Dataset gerakan Bisindo Tidur

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-3.53	-2.47	8.94					
				216.85	74	74	76	75

Tabel 4. 27 Data tes gerakan Bisindo Tidur

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	-6.86	2.9	6.08					
				116	74	73	74	100

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + (f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2)}$$

$$d = \sqrt{((-3.53 - (-6.86))^2 + (-2.47 - 2.9)^2 + (8.94 - 6.08)^2 + (216.85 - 116)^2 + (74 - 74)^2 + (74 - 73)^2 + (76 - 74)^2 + (75 - 100)^2)}$$

$$d = \sqrt{11698.153}$$

$$d = 104.158$$

Dari perhitungan di atas, diperoleh nilai jarak awal sebesar 104.158 Nilai ini merepresentasikan jarak antara titik data yang diuji dengan data pembanding

dalam ruang multidimensi. Dalam konteks metode KNN, jarak ini akan digunakan untuk menentukan kedekatan data uji terhadap data pelatihan. Semakin kecil nilai d , semakin dekat data uji dengan data pembandingan yang relevan.

Hasil jarak $d=104.158d$ ini dapat dibandingkan dengan nilai jarak dari titik data lainnya untuk menentukan tetangga terdekat (k-nearest neighbors). Berdasarkan jumlah tetangga terdekat (k) yang ditentukan, klasifikasi atau prediksi nilai target untuk data uji dapat ditentukan dengan pendekatan mayoritas atau rata-rata nilai target dari tetangga tersebut.

Dengan mengimplementasikan cara perhitungan tersebut didapatkan data hasil untuk lima data tes pada sesuai dengan subbab 4.4.2 sebagai berikut.

Tabel 4. 28 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Tidur

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Tidur	25.200	1	Tidur	Tidur
		25.204	2	Tidur	
		25.224	3	Tidur	
2	Tidur	24.916	1	Tidur	Tidur
		24.930	2	Tidur	
		24.992	3	Tidur	
3	Tidur	23.683	1	Tidur	Tidur
		24.388	2	Tidur	
		24.433	3	Tidur	
4	Tidur	23.742	1	Tidur	Tidur
		24.207	2	Tidur	
		24.286	3	Tidur	
5	Tidur	23.799	1	Tidur	Tidur
		24.206	2	Tidur	
		24.254	3	Tidur	
6	Tidur	23.343	1	Tidur	Tidur
		24.322	2	Tidur	
		24.330	3	Tidur	
7	Tidur	23.919	1	Tidur	Tidur
		24.484	2	Tidur	
		24.597	3	Tidur	
8	Tidur	25.281	1	Tidur	Tidur
		25.425	2	Tidur	
		25.539	3	Tidur	
9	Tidur	25.987	1	Tidur	Tidur
		25.996	2	Tidur	
		26.098	3	Tidur	
10	Tidur	23.571	1	Tidur	Tidur
		24.218	2	Tidur	
		24.285	3	Tidur	

Tabel 4.28 menunjukkan hasil perhitungan metode *k-Nearest Neighbors* (KNN) dengan data yang diolah untuk memprediksi gerakan dengan label "Tidur". Semua data pada tabel menghasilkan label akhir "Tidur", yang menunjukkan konsistensi metode KNN dalam memprediksi data uji. Ini menunjukkan bahwa data uji sangat mendekati cluster "Tidur" dalam ruang multidimensi, sehingga menghasilkan prediksi yang seragam.

Dalam tabel ini, persentase *error* adalah 0% karena tidak ada prediksi yang salah, sehingga seluruh label hasil sesuai dengan label sebenarnya.

4.7.3 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Jalan

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo tidur, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 29 Dataset gerakan Bisindo Jalan

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	0	-8.67	6.04					

Tabel 4. 30 Data tes Gerakan Bisindo Jalan

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	-1.33	-7.3	6.28					

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + \sqrt{(f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2})}$$

$$d = \sqrt{((0 - (-1.33))^2 + (-8.67 - (-7.3))^2 + (6.04 - 6.28)^2 + \sqrt{(207.33 - 186.28)^2 + (75 - 76)^2 + (75 - 74)^2 + (76 - 74)^2 + \sqrt{(76 - 100)^2})}$$

$$d = \sqrt{1028.805}$$

$$d = 32.075$$

Setelah menghitung semua data, diperoleh nilai akhir $d = 32.075$ ini menunjukkan jarak antara data uji dan data pembanding dalam ruang multidimensi. Nilai d yang relatif besar menunjukkan bahwa data uji memiliki perbedaan cukup jauh dari dataset. Dalam konteks metode KNN, data ini mungkin tidak termasuk ke dalam tetangga terdekat jika ada data lain dengan nilai jarak lebih kecil.

Dengan pengaplikasian perhitungan diatas didapatkan hasil untuk data lima data tes sesuai dengan subbab 4.4.3 sebagai berikut.

Tabel 4. 31 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Jalan

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Jalan	27.352	1	Jalan	Jalan
		28.193	2	Jalan	
		28.547	3	Jalan	
2	Jalan	27.652	1	Tidur	Jalan
		28.674	2	Jalan	
		29.611	3	Jalan	
3	Jalan	25.211	1	Tidur	Minum
		34.043	2	Minum	
		34.531	3	Minum	
4	Jalan	25.380	1	Tidur	Tidur
		33.641	2	Jalan	
		33.858	3	Minum	
5	Jalan	24.809	1	Jalan	Jalan
		25.343	2	Jalan	
		25.645	3	Jalan	
6	Jalan	23.516	1	Jalan	Jalan
		24.063	2	Jalan	
		24.065	3	Jalan	
7	Jalan	23.410	1	Jalan	Jalan
		23.978	2	Jalan	
		23.978	3	Jalan	
8	Jalan	23.315	1	Jalan	Jalan
		23.901	2	Jalan	
		23.903	3	Jalan	
9	Jalan	22.719	1	Jalan	Jalan
		23.438	2	Jalan	
		23.449	3	Jalan	
10	Jalan	22.512	1	Jalan	Jalan
		23.291	2	Jalan	
		23.305	3	Jalan	

Tabel 4.31 menunjukkan hasil implementasi metode *k-Nearest Neighbors* (KNN) dalam mengklasifikasikan gerakan berdasarkan nilai jarak ke data pembanding. Model KNN menunjukkan konsistensi prediksi dengan error yang

minim dalam tabel ini. Perbedaan label pada beberapa nilai k menunjukkan bahwa data uji memiliki kedekatan terhadap cluster yang berbeda, namun tetap menghasilkan label akhir yang sesuai dengan mayoritas, walau memiliki 10% *error* dari 10 data tes yang dijadikan acuan perhitungan.

4.7.4 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Duduk

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo tidur, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 32 Dataset gerakan Bisindo Duduk

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-3.8	-1.49	8.87					
				222.73	74	73	74	75

Tabel 4. 33 Data tes gerakan Bisindo Duduk

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	-5.53	-4.24	8.63					
				224.21	74	74	74	78

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + (f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2)}$$

$$d = \sqrt{((-3.8 - (-5.53))^2 + (-1.49 - (-4.24))^2 + (8.87 - 8.63)^2 + (222.73 - 224.21)^2 + (74 - 74)^2 + (73 - 74)^2 + (74 - 74)^2 + (75 - 78)^2)}$$

$$d = \sqrt{22.801}$$

$$d = 4.775$$

Perhitungan menghasilkan nilai jarak yang kecil yaitu $d=4.775$, menunjukkan bahwa data pembanding ini merupakan tetangga terdekat dengan data uji. Dengan jarak terkecil ini, data pembanding ini kemungkinan besar akan mendominasi label prediksi untuk data uji, terutama jika nilai $k=1$ namun pada

percobaan ini menggunakan nilai $k=3$. Walaupun begitu Hasil ini mendukung keakuratan metode KNN dalam mengenali pola data berdasarkan kedekatan dalam ruang multidimensi.

Dengan pengaplikasian perhitungan diatas didapatkan hasil untuk data lima data tes sesuai dengan subbab 4.4.4 sebagai berikut.

Tabel 4. 34 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Duduk

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Duduk	4.775	1	Duduk	Duduk
		5.936	2	Minum	
		8.625	3	Tidur	
2	Duduk	4.660	1	Duduk	Duduk
		7.548	2	Duduk	
		12.826	3	Tidur	
3	Duduk	10.918	1	Duduk	Duduk
		11.888	2	Duduk	
		11.889	3	Duduk	
4	Duduk	11.925	1	Duduk	Duduk
		11.967	2	Duduk	
		12.285	3	Duduk	
5	Duduk	9.586	1	Duduk	Duduk
		9.849	2	Duduk	
		10.037	3	Duduk	
6	Duduk	7.813	1	Duduk	Duduk
		7.912	2	Duduk	
		7.931	3	Duduk	
7	Duduk	9.376	1	Duduk	Duduk
		9.539	2	Duduk	
		9.586	3	Duduk	
8	Duduk	11.110	1	Duduk	Duduk
		11.285	2	Duduk	
		11.334	3	Duduk	
9	Duduk	11.682	1	Duduk	Duduk
		11.921	2	Duduk	
		11.974	3	Duduk	
10	Duduk	12.792	1	Duduk	Duduk
		13.108	2	Duduk	
		13.127	3	Duduk	

Tabel 4.34 di atas menyajikan hasil klasifikasi gerakan dengan label "Duduk" menggunakan metode KNN. Proses klasifikasi dilakukan dengan membandingkan data uji dengan data pembanding berdasarkan nilai jarak (dengan *Euclidean Distance*) untuk menentukan label prediksi.

Tidak ada prediksi yang salah pada label akhir dibandingkan dengan label asli data uji. Oleh karena itu, tingkat kesalahan 0%. Hasil ini menunjukkan bahwa

model KNN bekerja dengan sangat baik untuk dataset ini, dan data uji memiliki pola yang dekat dengan data pembanding berlabel "Duduk".

4.7.5 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Makan

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo makan, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 35 Dataset gerakan Bisindo Makan

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-4.28	1.84	8.51					
				257.24	75	74	76	75

Tabel 4. 36 Data tes gerakan Bisindo Makan

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	2.59	-7.22	6.75					
				220.55	76	75	75	100

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + (f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2)}$$

$$d = \sqrt{((-4.28 - 2.59)^2 + (1.84 - (-7.22))^2 + (8.51 - 6.75)^2 + (257.24 - 220.55)^2 + (75 - 76)^2 + (74 - 75)^2 + (76 - 76)^2 + (75 - 100)^2)}$$

$$d = \sqrt{2106.534}$$

$$d = 45.897$$

Nilai d=45.897 menunjukkan jarak yang cukup besar antara data uji dengan data pembanding dalam ruang multidimensi. Jarak ini menunjukkan bahwa pola data uji memiliki kesamaan yang terbatas dengan data pembanding ini. Oleh karena itu, data uji mungkin lebih mirip dengan data pembanding lainnya yang memiliki nilai jarak lebih kecil.

Dengan menggunakan cara perhitungan yang sama didapatkan hasil untuk lima data tes dengan nilai yang sesuai dengan subbab 4.4.5 sebagai berikut.

Tabel 4. 37 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Makan

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Makan	26.287	1	Minum	Minum
		26.636	2	Tidur	
		26.640	3	Jalan	
2	Makan	25.069	1	Jalan	Jalan
		25.370	2	Jalan	
		25.447	3	Jalan	
3	Makan	24.393	1	Makan	Makan
		24.396	2	Makan	
		24.452	3	Makan	
4	Makan	22.390	1	Makan	Makan
		23.205	2	Makan	
		23.221	3	Makan	
5	Makan	22.241	1	Makan	Makan
		23.058	2	Makan	
		23.079	3	Makan	
6	Makan	22.649	1	Makan	Makan
		23.035	2	Makan	
		23.055	3	Makan	
7	Makan	22.563	1	Makan	Makan
		23.054	2	Makan	
		23.055	3	Makan	
8	Makan	22.171	1	Makan	Makan
		23.054	2	Makan	
		23.055	3	Makan	
9	Makan	22.483	1	Makan	Makan
		23.113	2	Makan	
		23.127	3	Makan	
10	Makan	22.312	1	Makan	Makan
		23.066	2	Makan	
		23.101	3	Makan	

Dari 10 data tes pada tabel 4.37, 8 data berhasil diprediksi dengan benar oleh algoritma KNN. 2 data (Data tes 1 dan 2) mengalami kesalahan prediksi karena mayoritas label tetangga terdekat tidak sesuai dengan label asli. Akurasi model untuk data ini adalah 80%.

4.7.6 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Minum

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo minum, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 38 Dataset gerakan Bisindo Minum

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-3.06	-2.51	8.71					
				220.32	74	73	75	75

Tabel 4. 39 Data tes gerakan Bisindo Minum

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	-3.3	-6.39	6.16					
				213.39	67	66	66	100

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + (f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2)}$$

$$d = \sqrt{((-3.06 - (-3.3))^2 + (-2.51 - (-6.39))^2 + (8.71 - 6.16)^2 + (220.32 - 213.39)^2 + (74 - 67)^2 + (73 - 66)^2 + (75 - 66)^2 + (75 - 100)^2)}$$

$$d = \sqrt{873.616}$$

$$d = 29.557$$

Hasil akhirnya adalah $d=29.557$, yang menunjukkan jarak *Euclidean* antar titik dalam ruang multidimensi. Nilai ini akan digunakan untuk menentukan tetangga terdekat dari data uji, yang pada akhirnya membantu dalam proses klasifikasi berdasarkan mayoritas label tetangga. Hasil ini mencerminkan pentingnya setiap dimensi dalam memengaruhi jarak dan hasil klasifikasi.

Dengan menggunakan cara perhitungan yang sama didapatkan hasil untuk lima data tes dengan nilai yang sesuai dengan subbab 4.4.6 sebagai berikut.

Tabel 4. 40 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Minum

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Minum	25.273	1	Minum	Minum
		26.216	2	Minum	
		27.211	3	Minum	
2	Minum	25.296	1	Minum	Minum
		26.239	2	Minum	
		27.232	3	Minum	
3	Minum	25.295	1	Minum	Minum
		26.271	2	Minum	
		27.228	3	Minum	
4	Minum	25.429	1	Minum	Minum
		26.398	2	Minum	

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
		27.235	3	Minum	
5	Minum	25.449	1	Minum	Minum
		26.457	2	Minum	
		27.327	3	Minum	
6	Minum	25.428	1	Minum	Minum
		26.519	2	Minum	
		27.315	3	Minum	
7	Minum	25.510	1	Minum	Minum
		26.398	2	Minum	
		27.391	3	Minum	
8	Minum	25.463	1	Minum	Minum
		26.397	2	Minum	
		27.344	3	Minum	
9	Minum	25.526	1	Minum	Minum
		26.533	2	Minum	
		27.400	3	Minum	
10	Minum	25.625	1	Minum	Minum
		26.590	2	Minum	
		27.453	3	Minum	

Pada tabel 4.40 semua tetangga terdekat untuk setiap data uji memberikan prediksi label yang konsisten, yaitu Minum pada setiap nilai k, sehingga label akhir untuk semua data uji juga ditetapkan sebagai Minum. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma KNN bekerja dengan baik pada data ini, karena seluruh prediksi sesuai dengan label asli. Konsistensi prediksi ini mengindikasikan bahwa distribusi data latih cukup jelas dan fitur yang digunakan untuk menghitung jarak mampu mendukung proses klasifikasi dengan akurasi tinggi.

4.7.7 Perhitungan klasifikasi KNN gerakan Bisindo Mandi

Sebagai contoh perhitungan untuk menentukan klasifikasi metode KNN pada gerakan Bisindo minum, penulis akan memberikan satu dataset yang akan diproses dengan satu data tes. Dimana dataset dan data tes sebagai berikut.

Tabel 4. 41 Dataset gerakan Bisindo Mandi

Dataset	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
	-8.75	1.45	0.78					

Tabel 4. 42 Data tes gerakan Bisindo Minum

Data tes	ADXL345			HMC5883Li	Flex1i	Flex2i	Flex3i	Flex4i
	Xi	Yi	Zi					
	-8.39	4.39	1.29					

Pengimplementasian data tersebut kedalam hitungan metode KNN sebagai berikut.

$$d = \sqrt{((x - xi)^2 + (y - yi)^2 + (z - zi)^2 + (hmc - hmci)^2 + (f1 - f1i)^2 + \sqrt{(f2 - f2i)^2 + (f3 - f3i)^2 + (f4 - f4i)^2})}$$

$$d = \sqrt{((-8.75 - (-8.39))^2 + (1.45 - 4.39)^2 + (0.78 - 1.29)^2 + \sqrt{(118.97 - 105.04)^2 + (66 - 66)^2 + (62 - 62)^2 + (65 - 65)^2 + \sqrt{(72 - 100)^2})}$$

$$d = \sqrt{87.091}$$

$$d = 31.418$$

Dalam perhitungan ini, nilai-nilai selisih fitur diakumulasi dan hasil akhirnya adalah akar dari total tersebut, menghasilkan d=31.418. Nilai ini menunjukkan jarak antara data uji dengan data latih tertentu.

Hasil jarak ini digunakan dalam algoritma KNN untuk menentukan tetangga terdekat dari data uji. Semakin kecil nilai jarak ddd, semakin besar kemungkinan data latih tersebut menjadi relevan dalam menentukan label dari data uji. Perhitungan seperti ini menekankan pentingnya presisi dalam memilih fitur yang relevan untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat, karena setiap fitur memberikan bobot yang signifikan terhadap hasil jarak dan pada akhirnya memengaruhi hasil klasifikasi.

Dengan menggunakan cara perhitungan yang sama didapatkan hasil untuk lima data tes dengan nilai yang sesuai dengan subbab 4.4.7 sebagai berikut.

Tabel 4. 43 Data hasil perhitungan gerakan Bisindo Mandi

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
1	Mandi	28.248	1	Mandi	Mandi
		28.254	2	Mandi	
		28.263	3	Mandi	
2	Mandi	28.126	1	Mandi	Mandi
		28.122	2	Mandi	
		28.126	3	Mandi	
3	Mandi	28.126	1	Mandi	Mandi
		28.133	2	Mandi	
		28.144	3	Mandi	
4	Mandi	28.211	1	Mandi	Mandi
		28.212	2	Mandi	
		28.221	3	Mandi	
5	Mandi	28.210	1	Mandi	Mandi
		28.213	2	Mandi	
		28.215	3	Mandi	

No	Gerakan	Nilai Hasil	K	Label Hasil	Label Akhir
6	Mandi	28.129	1	Mandi	Mandi
		28.145	2	Mandi	
		28.146	3	Mandi	
7	Mandi	28.122	1	Mandi	Mandi
		28.122	2	Mandi	
		28.126	3	Mandi	
8	Mandi	28.272	1	Mandi	Mandi
		28.314	2	Mandi	
		28.332	3	Mandi	
9	Mandi	27.946	1	Bangun	Mandi
		28.487	2	Mandi	
		28.489	3	Mandi	
10	Mandi	28.202	1	Mandi	Mandi
		28.205	2	Mandi	
		28.205	3	Mandi	

Hasil perhitungan metode K-Nearest Neighbors (KNN) pada tabel 4.43 pada data menunjukkan bahwa semua data uji memiliki label asli Mandi dan seluruh tetangga terdekat pada nilai $k=1$, $k=2$, dan $k=3$ juga memberikan prediksi label yang konsisten, yaitu Mandi. Dengan demikian, label akhir untuk semua data uji ditetapkan sebagai Mandi, sesuai dengan label aslinya. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma KNN bekerja secara optimal pada data ini, dengan jarak antar data yang cukup konsisten dan tidak ada ambiguitas dalam pemilihan tetangga terdekat. Prediksi yang seragam ini mengindikasikan bahwa distribusi data latih mendukung proses klasifikasi dengan akurasi sempurna untuk label gerakan ini.

4.8 Komparasi kalkulasi manual dengan Program

Pada subbab ini, akan dilakukan perbandingan antara hasil perhitungan manual dengan hasil perhitungan yang diperoleh melalui program. Tujuannya adalah untuk memastikan konsistensi dan validitas hasil analisis metode K-Nearest Neighbors (KNN). Kalkulasi manual sebelumnya telah dilakukan secara rinci, mencakup perhitungan jarak, penentuan tetangga terdekat, hingga klasifikasi akhir.

Sebagai pembanding, program yang digunakan akan menerapkan algoritma KNN dengan parameter yang sama, termasuk nilai k , data latih, dan data uji. Data hasil kalkulasi manual dan hasil program kemudian akan disusun dalam tabel untuk memudahkan analisis komparatif.

4.8.1 Komparasi gerakan Bisindo Bangun

Pada tabel 4.44 merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 44 Hasil komparasi gerakan bisindo Bangun

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Minum	Minum	Sesuai
2	Minum	Minum	Sesuai
3	Bangun	Bangun	Sesuai
4	Bangun	Bangun	Sesuai
5	Bangun	Bangun	Sesuai
6	Bangun	Bangun	Sesuai
7	Bangun	Bangun	Sesuai
8	Bangun	Bangun	Sesuai
9	Minum	Bangun	Tidak Sesuai
10	Bangun	Bangun	Sesuai

Dari hasil komparasi pada tabel 4.44 didapatkan kesesuaian 90% pada hasil program dan hasil perhitungan manual menggunakan persamaan metode KNN. Kesalahan pembacaan label “minum” memang datates lebih dekat dengan dataset minum sehingga hasil prediksi menunjukkan hasil “minum.

4.8.2 Komparasi gerakan Bisindo Tidur

Pada tabel dibawah ini merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 45 Hasil komparasi gerakan bisindo Tidur

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Tidur	Tidur	Sesuai
2	Tidur	Tidur	Sesuai
3	Tidur	Tidur	Sesuai
4	Tidur	Tidur	Sesuai
5	Tidur	Tidur	Sesuai
6	Jalan	Tidur	Tidak Sesuai

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
7	Tidur	Tidur	Sesuai
8	Tidur	Tidur	Sesuai
9	Tidur	Tidur	Sesuai
10	Tidur	Tidur	Sesuai

Dari tabel 4.45 dapat dilihat hasil komparasi antara eksekusi program dengan perhitungan manual menggunakan persamaan metode KNN memiliki hasil kesesuaian 90%, dan hasil prediksi label 90%. Hasil pada klasifikasi Gerakan bisindo tidur memiliki hasil yang bisa dibilang baik.

4.8.3 Komparasi gerakan Bisindo Jalan

Pada tabel dibawah ini merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 46 Hasil komparasi gerakan Bisindo Jalan

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Jalan	Jalan	Sesuai
2	Tidur	Jalan	Tidak Sesuai
3	Tidur	Minum	Tidak Sesuai
4	Tidur	Tidur	Sesuai
5	Jalan	Jalan	Sesuai
6	Jalan	Jalan	Sesuai
7	Jalan	Jalan	Sesuai
8	Jalan	Jalan	Sesuai
9	Jalan	Jalan	Sesuai
10	Jalan	Jalan	Sesuai

Berdasarkan hasil komparasi yang ditampilkan pada Tabel 4.46, diketahui bahwa terdapat tingkat ketidaksesuaian sebesar 20% dari total 10 data uji (data tes) yang dianalisis. Dengan kata lain, sebanyak 2 dari 10 data tes menunjukkan hasil yang tidak sesuai dengan yang diharapkan. Ketidaksesuaian ini kemungkinan besar disebabkan oleh perbedaan dalam proses pengambilan keputusan yang didasarkan pada nilai kedekatan K, yang dapat bervariasi tergantung pada parameter atau metode yang digunakan dalam perhitungan tersebut.

4.8.4 Komparasi gerakan Bisindo Duduk

Pada tabel dibawah ini merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 47 Hasil komparasi gerakan Bisindo Duduk

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Duduk	Duduk	Sesuai
2	Duduk	Duduk	Sesuai
3	Duduk	Duduk	Sesuai
4	Duduk	Duduk	Sesuai
5	Duduk	Duduk	Sesuai
6	Duduk	Duduk	Sesuai
7	Duduk	Duduk	Sesuai
8	Duduk	Duduk	Sesuai
9	Jalan	Duduk	Tidak Sesuai
10	Duduk	Duduk	Sesuai

Dari tabel 4.47 dapat dilihat hasil komparasi antara eksekusi program dengan perhitungan manual menggunakan persamaan metode KNN memiliki hasil kesesuaian 90%, dan hasil prediksi label 90%. Hasil pada klasifikasi Gerakan bisindo tidur memiliki hasil yang baik.

4.8.5 Komparasi gerakan Bisindo Makan

Pada tabel dibawah ini merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 48 Hasil komparasi gerakan Bisindo Makan

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Jalan	Minum	Tidak Sesuai
2	Jalan	Jalan	Sesuai
3	Makan	Makan	Sesuai
4	Makan	Makan	Sesuai
5	Makan	Makan	Sesuai
6	Makan	Makan	Sesuai
7	Makan	Makan	Sesuai

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
8	Makan	Makan	Sesuai
9	Makan	Makan	Sesuai
10	Makan	Makan	Sesuai

Hasil dari tabel 4.48 di atas didapatkan hasil kesesuaian sebesar 90% dimana satu data tidak memiliki hasil yang sesuai. Namun hasil mayoritas masih menunjukkan hasil yang sama antara eksekusi program dan hasil perhitungan manual.

4.8.6 Komparasi gerakan Bisindo Minum

Pada tabel 4.49 merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 49 Hasil komparasi gerakan Bisindo Minum

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Minum	Minum	Sesuai
2	Minum	Minum	Sesuai
3	Minum	Minum	Sesuai
4	Minum	Minum	Sesuai
5	Minum	Minum	Sesuai
6	Minum	Minum	Sesuai
7	Minum	Minum	Sesuai
8	Minum	Minum	Sesuai
9	Makan	Minum	Tidak Sesuai
10	Makan	Minum	Tidak Sesuai

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari Tabel 4.49, dapat diketahui bahwa tingkat kesesuaian data mencapai 80%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan data dengan tingkat keberhasilan yang cukup tinggi. Selain itu, proses eksekusi dalam klasifikasi label juga menunjukkan akurasi sebesar 80% khususnya dalam mengenali dan mengklasifikasikan gerakan Bisindo untuk kata "minum."

4.8.7 Komparasi gerakan Bisindo Mandi

Pada tabel dibawah ini merupakan hasil komparasi antara hasil prediksi menggunakan program dengan hasil perhitungan menggunakan persamaan metode metode K-Nearest Neighbors (KNN).

Tabel 4. 50 Hasil komparasi gerakan Bisindo Mandi

No	Label		Hasil
	Hasil Eksekusi program	Perhitungan menggunakan persamaan	
1	Mandi	Mandi	Sesuai
2	Mandi	Mandi	Sesuai
3	Mandi	Mandi	Sesuai
4	Mandi	Mandi	Sesuai
5	Mandi	Mandi	Sesuai
6	Mandi	Mandi	Sesuai
7	Mandi	Mandi	Sesuai
8	Mandi	Mandi	Sesuai
9	Bangun	Mandi	Tidak Sesuai
10	Mandi	Mandi	Sesuai

Hasil dari tabel 4.50 diatas memiliki kesesuaian 90%, eksekusi untuk klasifikasi label juga memiliki akurasi 90% untuk Gerakan Bisindo minum. Dataset juga menaruh andil yang besar dalam tercapainya hasil tersebut.

Data hasil komparasi untuk semua gerakan bisindo dapat dilihat persebaran data pada tabel *confusion matrix* berikut.

Tabel 4. 51 Persebaran data hasil komparasi

<i>Actual/predicted</i>	Positif	Negatif
Positif	57	9
Negatif	0	4

Dilihat dari tabel 4.51 untuk hasil persebaran data komparasi perhitungan *euclidean* manual dengan program klasifikasi *euclidean* memiliki FN (*false negatif*) dan FP (*false positif*) sebanyak 9 dari 70 data dengan masing masing klasifikasi gerakan sebanyak 10 data test. Dari haril ini presentase tidak sesuaian antara

perhitungan manual dengan hasil eksekusi program sebesar 12.85%. dan akurasi sistem klasifikasi sebesar 87.15%.

4.9 Pengiriman data melalui protokol TCP/IP

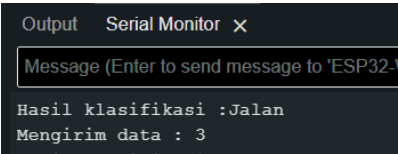

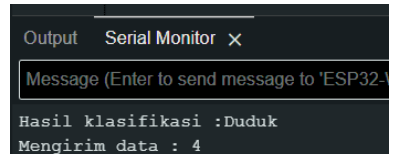

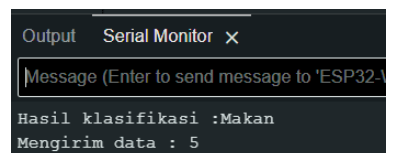

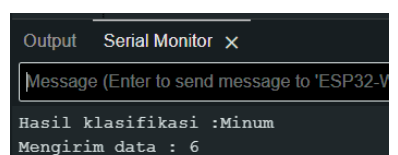

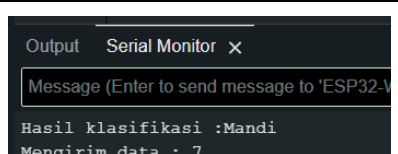

Subbab ini membahas hasil pengiriman data dari perangkat master ke perangkat *slave*. Pengiriman data dilakukan untuk memastikan bahwa komunikasi antarperangkat berjalan sesuai dengan protokol yang telah ditentukan yaitu TCP/IP. Proses ini melibatkan pengiriman data string dari perangkat master, yang kemudian diterima dan direspons oleh perangkat *slave*. Pada penelitian ini data hasil klasifikasi metode KNN akan didefinisikan kedalam tipe bilangan string, hasil dari pendefinisian ini yang akan dikirim oleh perangkat master dan diolah oleh perangkat *slave*. dimana pendefinisian hasil klasifikasi sebagai berikut :

1. Bangun didefinisikan sebagai string = 1
2. Tidur didefinisikan sebagai string = 2
3. Jalan didefinisikan sebagai string = 3
4. Duduk didefinisikan sebagai string = 4
5. Makan didefinisikan sebagai string = 5
6. Minum didefinisikan sebagai string = 6
7. Mandi didefinisikan sebagai string = 7

Keberhasilan pengiriman data perangkat master menuju perangkat *slave* menggunakan protokol TCP/IP dapat dilihat pada tabel 4.52 berikut.

Tabel 4. 52 Pengiriman data menggunakan protokol TCP/IP

No	Data yang dikirim	Data yang diterima	Status
1			Sukses
2			Sukses

No	Data yang dikirim	Data yang diterima	Status
3			Sukses
4			Sukses
5			Sukses
6			Sukses
7			Sukses

Dari tabel 4.52 pengiriman data menggunakan protokol TCP/IP didapatkan hasil transfer data menggunakan protokol TCP/IP menunjukkan tingkat akurasi 100% karena protokol ini mengandalkan mekanisme pengendalian kesalahan dan manajemen paket yang ketat. TCP (Transmission Control Protocol) memastikan setiap paket data dikirim dalam urutan yang benar dan diterima tanpa kehilangan atau kerusakan melalui proses *acknowledgment* (ACK) dan *retransmission* jika terjadi kesalahan. Sementara itu, IP (Internet Protocol) bertanggung jawab untuk pengalamatan dan perutean paket ke tujuan yang tepat, TCP/IP menjamin bahwa data yang diterima oleh penerima identik dengan data yang dikirim oleh pengirim, sehingga akurasi transfer mencapai 100%.

4.10 Data responden

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan dari 5 responden. Berikut adalah pembahasan mendalam terkait data yang diperoleh dari masing-masing responden:

4.10.1 Responden pertama

Responden pertama pada penelitian ini memiliki data spesifikasi sebagai berikut sesuai dengan tabel 4.53.

Tabel 4. 53 Tabel parameter responden pertama

Parameter	Nilai
Jenis kelamin	Perempuan
Tinggi badan	155 cm
Berat badan	60 kg
umur	49 tahun

Hasil pembacaan alat untuk gerakan bisindo bangun pada responden pertama sebagai berikut.

Tabel 4. 54 Hasil Gerakan bisindo bangun responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7.53	4.94	3.77	150.28	63	63	76	76
Bangun	-8.71	4.63	1.14	100.29	81	69	71	63
Tidur	-8.59	4.82	1.26	103.51	81	70	72	63
Bangun	-8.71	4.63	1.14	100.29	81	69	71	63
Tidur	-8.39	4.79	1.1	97.93	100	70	71	63

Dari hasil pada tabel 4.54 memiliki nilai akurasi sebesar 60% dari 5 data percobaan, Dimana hasil klasifikasi yang tidak benar menunjukkan “tidur” hal ini berkaitan dengan kedekatan data tes dengan dataset “tidur”.

Hasil pembacaan alat untuk Gerakan bisindo tidur pada responden pertama sebagai berikut.

Tabel 4. 55 Hasil Gerakan bisindo tidur responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	0.27	-9.92	2.55	211.49	76	73	73	73
Jalan	0.31	-7.41	5.14	184.82	76	73	73	73
Tidur	-0.51	-3.92	3.8	176.2	76	73	73	73
Tidur	-0.71	-9.85	6.98	172	76	73	73	73
Tidur	0.24	-8.87	6.83	172.87	76	74	73	73

Dari hasil pada tabel 4.55 didapatkan hasil akurasi sebesar 60%, hasil pembacaan memiliki perbedaan yang signifikan pada sensor adxl345. Dimana pada 2 gerakan awal hasil klasifikasi menunjukkan hasil “jalan”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo jalan pada responden pertama sebagai berikut :

Tabel 4. 56 Hasil Gerakan bisindo jalan responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	-1.29	-9.3	2.79	212.33	81	76	76	75
Tidur	-0.2	-8.28	5.18	179.58	80	74	75	76
Tidur	-0.08	-7.88	5.22	177.69	81	74	76	76
Jalan	0	-8.16	5.1	185.84	81	78	76	78
Jalan	-0.04	-8.55	4.39	197.89	80	74	76	76

Dari tabel 4.56 yang menunjukkan hasil klasifikasi untuk gerakan jalan didapatkan hasil akurasi sebesar 60%, hasil ini hampir sama dengan hasil klasifikasi gerakan bisindo tidur.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo duduk pada responden pertama didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 57 Hasil Gerakan bisindo duduk responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-1.69	-3.37	7.65	133.45	81	77	75	69
Duduk	-1.06	-1.45	10	118.2	81	75	74	63
Duduk	1.14	-0.59	10.24	106.47	80	71	74	65
Duduk	1.33	-0.9	9.85	103.64	81	68	73	64
Duduk	0.82	-0.78	9.3	104.53	80	69	74	64

Hasil klasifikasi pada tabel 4.57 memiliki nilai akurasi yang cukup baik yaitu 80%, Dimana kesalahan klasifikasi terdapat pada gerakan pertama yaitu gerakan bisindo “tidur” dan pada gerakan pertama juga memiliki perbedaan hasil pembacaan yang signifikan dibandingkan empat lainnya.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo makan pada responden pertama didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 58 Hasil Gerakan bisindo makan responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Makan	-6.24	-2.28	6.63	103.57	76	73	72	73
Makan	-5.92	-2.28	7.02	92.55	76	73	72	73
Makan	-6.16	-2.39	6.71	94.93	75	73	71	72
Makan	-6.63	-2.47	6.24	96.48	75	73	71	72
Duduk	-6.43	-6.28	1.53	236.37	75	73	71	72

Hasil klasifikasi pada tabel 4.58 memiliki nilai akurasi hasil sebesar 80%, dimana hasil klasifikasi yang salah hanya 1 dari 5 data yang diambil. Data yang berbeda cukup jauh adalah pembacaan dari sensor kompas, hal ini menyebabkan kesalahan dalam pengenalan gerakan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo minum pada responden pertama didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 59 Hasil Gerakan bisindo minum responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Minum	-6.55	4.31	5.84	102.08	70	61	62	64
Duduk	-5.65	2.75	7.57	102.21	70	61	62	64
Minum	-5.81	3.14	7.18	105.95	71	63	65	66
Minum	-6.75	3.18	6.12	105.52	71	65	67	68
Minum	-7.41	4.59	4.71	98.88	71	65	66	68

Hasil pada tabel 4.59 untuk gerakan bisindo minum didapatkan hasil akurasi sebesar 80%, hal ini dikarenakan hasil pembacaan sensor pada gerakan bisindo minum menunjukkan kedekatan dengan dataset minum, dan tidak ada perbedaan dalam hasil pembacaan sensor sehingga hasil pengenalan lebih akurat.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo mandi pada responden pertama didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 60 Hasil Gerakan bisindo mandi responden pertama

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-6.71	5.57	4.31	112.78	66	65	69	68
Mandi	-6.55	4.82	5.45	117.55	66	65	69	68
Mandi	-7.41	5.77	1.84	111.08	67	65	69	68
Minum	-6.59	3.41	6.24	111.47	68	67	70	69
Minum	-8.51	3.37	3.33	104.06	67	65	69	68

Dari hasil pada tabel 4.60 memiliki nilai akurasi sebesar 60% dari 5 data percobaan, Dimana hasil klasifikasi yang tidak benar menunjukkan “minum” hal ini berkaitan dengan kedekatan data tes dengan dataset “minum” dan menunjukkan bahwa tetangga terdekat klasifikasi mandi adalah minum.

Dari keseluruhan gerakan bisindo pada responden pertama didapatkan akurasi total sebesar 68.57% untuk keberhasilan dalam mengklasifikasikan gerakan.

4.10.2 Responden kedua

Responden kedua pada penelitian ini memiliki data spesifikasi sebagai berikut sesuai dengan tabel 4.61.

Tabel 4. 61 Tabel parameter responden kedua

Parameter	Nilai
Jenis kelamin	Laki-laki
Tinggi badan	167 cm
Berat badan	72 kg
umur	35 tahun

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo bangun pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 62 Hasil Gerakan bisindo bangun responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-8.67	4.04	1.33	103.01	81	69	71	62
Bangun	-8.2	4.39	1.33	101.17	80	69	71	62
Tidur	-8.59	4.82	1.26	103.51	81	70	72	63
Bangun	-8.71	4.63	1.14	100.29	81	69	71	63
Tidur	-8.39	4.79	1.1	97.93	100	70	71	63

Dari hasil pada tabel 4.62 yang menampilkan hasil klasifikasi gerakan bisindo bangun pada responden kedua didapatkan akurasi sebesar 60% dari 5 data percobaan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo tidur pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 63 Hasil Gerakan bisindo tidur responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-8.51	4.51	1.1	95.57	100	69	71	63
Bangun	-7.61	5.96	0.71	85.15	100	69	70	63
Tidur	-7.53	6.12	0.82	85.81	100	70	73	64
Tidur	-7.65	6.16	0.94	86.17	100	69	71	63
Tidur	-7.49	6.12	0.75	85.88	100	69	72	63

Dari hasil pada tabel 4.63 didapatkan hasil akurasi pada klasifikasi gerakan tidur sebesar 80% dari 5 data. Dimana kesalahan klasifikasi terdapat pada gerakan kedua yaitu gerakan bisindo “bangun”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo jalan pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 64 Hasil Gerakan bisindo jalan responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	0.55	-9.34	1.73	219.1	76	73	73	73
Jalan	0.04	-9.1	3.26	202.35	76	74	73	73
Jalan	-0.47	-9.26	2.39	202.39	76	73	73	73
Jalan	-0.78	-9.1	2.51	197.59	76	74	73	73
Jalan	-0.86	-9.18	2.67	198.02	76	74	73	73

Dari tabel 4.64 yang menampilkan hasil klasifikasi gerakan jalan pada responden kedua didapatkan hasil akurasi sebesar 80%. Kesalahan klasifikasi “duduk” pada gerakan pertama tidak memiliki perbedaan yang jauh pada hasil pembacaan sensor, namun hasil klasifikasi lebih dekat dengan gerakan bisindo “duduk” dibandingkan gerakan bisindo “jalan”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo duduk pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 65 Hasil Gerakan bisindo duduk responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	-7.37	6.71	0.86	79.44	100	71	72	63
Duduk	-7.37	6.59	0.82	80.45	100	70	72	63
Tidur	-7.45	6.51	0.9	82.01	100	70	72	63
Tidur	-7.37	6.47	0.78	81.52	100	71	72	63
Duduk	-7.37	6.63	0.78	82.11	100	69	72	63

Dari tabel 4.65 didapatkan hasil akurasi sebesar 60% untuk klasifikasi gerakan bisindo duduk.

Hasil pembacaan sensor untuk klasifikasi gerakan bisindo makan pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 66 Hasil Gerakan bisindo makan responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	2.75	-1.1	9.65	230.28	100	75	75	76
Duduk	2.51	-1.18	9.81	231.63	100	75	75	76
Makan	2.98	-1.14	9.69	233.83	100	75	75	76
Makan	2.31	-1.33	10.79	233.19	80	74	75	76
Makan	1.84	-2.16	10.9	232.53	79	74	76	76

Dari hasil pada tabel 4.66 terdapat kesalahan hasil klasifikasi gerakan, yaitu gerakan “duduk” Dimana mengakibatkan hasil akurasi menjadi 60% dari 5 data. Dari hasil pembacaan sensor tidak memiliki perbedaan yang signifikan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo minum pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 67 Hasil Gerakan bisindo minum responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Minum	-7.02	5.57	4.04	110.97	68	67	70	69
Minum	-7.3	5.37	3.8	107.31	68	66	70	69
Minum	-7.41	5.41	3.49	101.94	68	66	70	69
Mandi	-8.04	4.9	2.51	94.52	67	66	70	69
Mandi	-8.08	4.47	3.45	93.84	67	66	69	69

Dari data pada tabel 4.67 didapatkan hasil akurasi prediksi sebesar 60% dari 5 data. Dimana hasil pembacaan sensor adxl345 dan sensor hmc5883l memiliki selisih pembacaan yang signifikan pada gerakan keempat dan terakhir, ini menyebabkan kesalahan dalam hasil klasifikasi gerakan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo mandi pada responden kedua didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 68 Hasil Gerakan bisindo mandi responden kedua

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-7.69	5.37	2.51	107.47	66	64	69	67
Minum	-7.92	4.71	2.71	106.71	67	65	69	68
Mandi	-7.02	5.73	3.92	108.67	66	65	69	68
Mandi	-7.06	5.65	3.84	108.1	66	65	69	68
Mandi	-6.71	5.57	4.31	112.78	66	65	69	68

Pada tabel 4.68 didapatkan hasil pembacaan sensor dan hasil klasifikasi untuk gerakan bisindo “mandi” Dimana didapatkan hasil akurasi sebesar 80%. Ada sedikit perbedaan pembacaan yang menyebabkan ada kesalahan hasil klasifikasi, Dimana pada gerakan kedua pembacaan sumbu Y sensor adxl345 sedikit berbeda dibandingkan data yang lain, hal ini kemungkinan besar yang menjadi penyebab salahnya hasil klasifikasi.

Dari keseluruhan gerakan bisindo pada responden pertama didapatkan akurasi total sebesar 68.57% untuk keberhasilan dalam mengklasifikasikan gerakan.

4.10.3 Responden ketiga

Responden ketiga pada penelitian ini memiliki data spesifikasi sebagai berikut.

Tabel 4. 69 Tabel parameter responden ketiga

Parameter	Nilai
Jenis kelamin	Perempuan
Tinggi badan	156 cm
Berat badan	50 kg
umur	20 tahun

Hasil pembacaan alat untuk gerakan bisindo bangun pada responden ketiga sebagai berikut :

Tabel 4. 70 Hasil Gerakan bisindo bangun responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7.53	5.73	2.67	136.42	79	67	70	64
Bangun	-7.53	5.65	2.59	136.99	80	67	71	65
Bangun	-7.53	5.73	2.59	137.18	81	66	70	65
Tidur	-8.36	3.49	3.37	108.27	77	69	73	67
Tidur	-8.32	3.41	3.45	108.98	80	70	73	67

Data yang terdapat pada tabel 4.70 didapatkan hasil akurasi prediksi untuk gerakan bisindo bangun pada responden ke tiga sebesar 60% dari 5 data. Perbedaan pembacaan pada sensor adxl345 yang signifikan menyebabkan tidak sesuaian dalam hasil klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo tidur pada responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 71 Hasil Gerakan bisindo tidur responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-8.83	0.63	3.57	102.41	79	74	75	75
Tidur	-8.75	0.78	3.77	101.7	80	76	76	76
makan	-8.43	3.49	3.02	108.94	79	70	73	67
makan	-8.32	3.53	3.22	109.41	79	69	73	67
makan	-8.36	3.53	3.18	107.62	78	70	73	67

Dari tabel 4.71 didapatkan akurasi pembacaan hasil klasifikasi sebesar 40%, dimana kecenderungan hasil prediksi menunjukkan gerakan bisindo “makan”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo jalan pada responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 72 Hasil Gerakan bisindo jalan responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Jalan	-0.43	-8.55	4.12	203.45	81	74	76	77
Jalan	-0.39	-8.59	4.12	203.01	81	77	76	76
Jalan	-0.24	-8.71	4.31	198.02	81	72	76	76
Tidur	-1.69	-3.37	7.65	133.45	81	77	75	69
Duduk	-1.06	-1.45	10	118.2	81	75	74	63

Data yang terdapat pada tabel 4.74 didapatkan hasil akurasi prediksi untuk gerakan bisindo jalan pada responden ke tiga sebesar 60% dari 5 data. Perbedaan pembacaan pada sensor adxl345 yang signifikan menyebabkan tidak sesuaian dalam hasil klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor pada gerakan bisindo duduk untuk responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 73 Hasil Gerakan bisindo duduk responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	0.98	0	10.04	106.68	100	68	73	65
Duduk	1.14	0	10.04	106.88	100	68	74	65
Duduk	1.02	0	10	107.38	100	68	74	65
Duduk	0.98	0	10.04	106.76	100	68	74	65
Tidur	1.06	-0.04	10.04	107.34	100	70	74	64

Dari data pada tabel 4.73 didapatkan hasil akurasi prediksi klasifikasi gerakan bisindo duduk sebesar 80%. Dimana hamper tidak ada nilai yang berbeda cukup jauh pada pembacaan sensor yang terbaca.

Hasil pembacaan sensor pada gerakan bisindo makan untuk responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 74 Hasil Gerakan bisindo makan responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
makan	-8.28	3.41	3.61	106.19	81	70	73	66
Tidur	-9.14	0.08	2.08	103.42	80	79	75	75
makan	-8.12	3.53	3.65	104.63	81	69	73	67
makan	-8.28	3.49	3.65	105.61	82	71	73	68
Tidur	-8.28	3.49	3.26	108.36	79	69	73	67

Dari tabel 4.74 yang menampilkan hasil klasifikasi gerakan bisindo makan untuk responden ketiga didapatkan akurasi pembacaan sebesar 60% dari 5 data. Ketidak sesuaian pada gerakan ke dua dan ketiga adalah gerakan “tidur”.

Hasil klasifikasi gerakan bisindo minum untuk responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 75 Hasil Gerakan bisindo minum responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Makan	-5.53	-1.22	7.77	107.59	76	74	73	73
Makan	-5.06	-2.24	7.69	110.27	76	73	73	73
Duduk	-3.02	-5.18	7.34	129.72	76	73	73	73
Minum	-4.16	3.53	8.39	107.78	76	73	72	73
Minum	-4.63	5.3	7.1	99.36	76	73	72	73

Dari data pada tabel 4.75 didapatkan hasil klasifikasi memiliki akurasi sebesar 40%. Dimana hasil pembacaan sensor adxl345 memiliki perbedaan pembacaan pada gerakan 1 sampai 3 sehingga mengakibatkan kesalahan hasil klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor pada gerakan bisindo mandi untuk responden ketiga didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. 76 Hasil Gerakan bisindo mandi responden ketiga

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7.57	5.73	0.67	134.83	70	59	63	65
Mandi	-9.26	3.06	0.75	115.37	70	58	62	64
Mandi	-8.67	3.53	2.12	119.3	70	59	62	64
Mandi	-8.36	4.9	2.04	107.67	70	59	62	64
Mandi	-8.59	4.04	1.73	114.55	70	59	62	64

Pada hasil yang ditampilkan ditabel 4.76 didapatkan hasil klasifikasi gerakan bisindo mandi yang memiliki akurasi hasil prediksi sebesar 80%, hasil ini sangat bagus. Walaupun perbedaan pada hasil pembacaan sensor hmc5883l yang tidak terlalu besar namun mempengaruhi hasil klasifikasi.

Dari keseluruhan gerakan bisindo pada responden pertama didapatkan akurasi total sebesar 60% untuk keberhasilan dalam mengklasifikasikan gerakan.

4.10.4 Responden keempat

Responden keempat pada penelitian ini memiliki data spesifikasi sebagai berikut.

Tabel 4. 77 Tabel parameter responden keempat

Parameter	Nilai
Jenis kelamin	Laki-laki
Tinggi badan	167 cm
Berat badan	55 kg
umur	25 tahun

Hasil klasifikasi gerakan bisindo bangun pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 78 Hasil Gerakan bisindo bangun responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-0.75	-6.51	6.83	167.51	76	74	63	67
Bangun	0	-5.81	7.85	154.7	76	74	64	67
Bangun	-0.27	-3.73	9.26	141.65	76	74	63	68
Bangun	-0.35	-4.12	8.94	145.41	75	73	64	68
Tidur	-3.69	-3.14	7.14	173.2	76	73	71	71

Dari hasil pada tabel 4.78 memiliki nilai akurasi sebesar 60% dari 5 data percobaan, Dimana hasil klasifikasi yang tidak benar menunjukkan “tidur” hal ini berkaitan dengan kedekatan data tes dengan dataset “tidur”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo tidur pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 79 Hasil Gerakan bisindo tidur responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-8.36	0.04	4.43	98.98	79	76	76	75
Tidur	-8.79	1.49	3.06	99.61	79	75	76	75
Duduk	-6.28	-6.67	3.84	223.67	79	74	75	71
Tidur	-8.28	3.61	3.37	106.7	84	70	73	67
Tidur	-8.24	3.49	3.53	106.83	84	70	73	67

Dari data pada tabel 4.79 didapatkan hasil akurasi prediksi klasifikasi gerakan bisindo duduk sebesar 80%. Dimana hamper tidak ada nilai yang berbeda cukup jauh pada pembacaan sensor yang terbaca.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo jalan pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 80 Hasil Gerakan bisindo jalan responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-0.2	-8.28	5.18	179.58	80	74	75	76

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	-0.08	-7.88	5.22	177.69	81	74	76	76
Jalan	0	-8.16	5.1	185.84	81	78	76	78
Jalan	-0.04	-8.55	4.39	197.89	80	74	76	76
Jalan	0.04	-8.59	3.84	207.93	81	74	76	77

Dari data yang ditampilkan pada tabel 4.80 didapatkan hasil akurasi sebesar 60% dari 5 data, perbedaan yang tidak begitu signifikan pada hasil pembacaan sensor hmc5883l dapat mempengaruhi hasil klasifikasi sehingga terdapat 2 kesalahan prediksi.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo duduk pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 81 Hasil Gerakan bisindo duduk responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	-7.06	-5.3	2.51	267.09	75	73	72	72
Duduk	-6.47	-6.04	2.47	258.89	75	73	71	72
Duduk	-0.86	-9.57	0.04	231.91	75	73	73	73
Jalan	-0.86	-8.32	-1.37	214.11	76	73	73	73
Jalan	-0.39	-9.38	3.1	191.96	76	73	73	73

Pada tabel 4.81 didapatkan hasil akurasi klasifikasi gerakan bisindo duduk sebesar 60%, hasil pembacaan sensor hmc5883l pada data diatas menyebabkan hasil klasifikasi mengalami kesalahan pendekatan data, sehingga memprediksi gerakan jalan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo makan pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 82 Hasil Gerakan bisindo makan responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	-2.59	-3.57	8.59	130.76	76	73	71	71
Makan	-7.02	-0.78	6.75	80.04	76	74	72	73
Makan	-5.22	0.94	8.36	85.93	76	74	72	73
Makan	-6.2	2.63	7.18	86.33	76	74	73	73
Makan	-6.59	-0.04	7.06	104.64	76	74	73	73

Hasil klasifikasi gerakan bisindo makan pada tabel 4.82 memiliki hasil akurasi sebesar 80%, dimana pada gerakan pertama memiliki nilai pembacaan sensr

hmc5883l yang berbeda dibanding data pada tabel lain. Sehingga hasil klasifikasi pada gerakan pertama berbeda dengan klasifikasi yang seharusnya.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo minum pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 83 Hasil Gerakan bisindo minum responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-7.73	4.9	3.33	125.96	67	66	69	68
Mandi	-7.69	5.14	3.22	119.66	68	66	69	68
Minum	-7.96	5.18	2.51	104.82	68	66	70	69
Minum	-7.96	4.86	2.67	110.88	67	66	70	69
Minum	-6.55	4.71	5.45	102.01	68	66	70	69

Pada hasil yang ditampilkan ditabel 4.83 didapatkan hasil klasifikasi gerakan bisindo mandi yang memiliki akurasi hasil prediksi sebesar 60%, hasil ini sangat bagus. Walaupun perbedaan pada hasil pembacaan sensor hmc5883l yang tidak terlalu besar namun mempengaruhi hasil klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo mandi pada responden keempat didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 84 Hasil Gerakan bisindo minum responden keempat

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-7.92	5.33	0.71	92.84	66	59	61	63
Mandi	-7.57	5.69	0.98	93.6	66	59	61	63
Mandi	-8.28	5.06	0.47	98.14	66	60	61	63
Mandi	-8.47	4.75	0.31	101.57	66	60	61	63
Mandi	-8.51	4.47	0.31	99.81	66	60	62	63

Pada tabel 4.84 didapatkan hasil klasifikasi yang memiliki akurasi sebesar 100% pada responden keempat. Hasil ini dikarenakan kestabilan gerakan tangan yang sesuai dengan dataset gerakan bisindo mandi.

Dari keseluruhan gerakan bisindo pada responden pertama didapatkan akurasi total sebesar 71.43% untuk keberhasilan dalam mengklasifikasikan gerakan.

4.10.5 Responden kelima

Responden kelima pada penelitian ini memiliki data spesifikasi sebagai berikut.

Tabel 4. 85 Tabel data parameter responden kelima

Parameter	Nilai
Jenis kelamin	Laki-laki
Tinggi badan	169 cm
Berat badan	70 kg
umur	26 tahun

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo bangun pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 4. 86 Hasil Gerakan bisindo bangun responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Bangun	-7.57	5.65	2.43	139.18	67	66	69	69
Bangun	-7.3	6.12	2.67	131.48	67	66	70	69
Bangun	-7.3	5.73	3.57	141.71	68	67	70	69
Mandi	-6.63	4.47	5.41	121.33	67	66	69	69
Mandi	-6.94	4.55	5.22	121.02	66	64	68	67

Data yang terdapat pada tabel 4.86 didapatkan hasil akurasi prediksi untuk gerakan bisindo jalan pada responden ke tiga sebesar 60% dari 5 data. Perbedaan pembacaan pada sensor adxl345 yang signifikan menyebabkan tidak sesuai dalam hasil klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo tidur pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 87 Hasil Gerakan bisindo tidur responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Makan	-6.86	0.67	6.79	104.6	76	74	73	73
Tidur	-7.26	-0.24	6.24	110.76	76	74	73	73
Tidur	-7.37	-0.67	6	113.73	76	74	73	73
Tidur	-7.22	-0.67	6.08	113.23	76	74	73	73
Tidur	-7.14	-0.59	6.28	113.19	76	74	73	73

Pada tabel 4.87 yang berisikan data hasil klasifikasi gerakan bisindo tidur memiliki nilai akurasi sebesar 80%, dimana pada gerakan pertama memiliki sedikit

nilai pembacaan sensor hms5883l yang berbeda dibanding data yang lain sehingga hasil klasifikasi pada gerakan pertama lebih dekat kepada dataset makan.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo jalan pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 88 Hasil Gerakan bisindo jalan responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Tidur	1.29	-6.67	7.18	176	76	74	73	73
Jalan	1.37	-9.18	3.57	214.89	76	73	73	73
Jalan	-0.35	-8.9	3.88	208.93	80	73	76	76
Jalan	-1.69	-9.02	2.47	192.79	76	74	73	73
Tidur	-0.75	-6.51	6.83	167.51	76	74	63	67

Dari tabel 4.88 didapatkan hasil akurasi sebesar 60% dari 5 data. Pada gerakan pertama dan gerakan terakhir didapatkan kesalahan pada hasil klasifikasi, hasil klasifikasi pada gerakan pertama dan terakhir adalah “tidur”.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo duduk pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 89 Hasil Gerakan bisindo duduk responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Duduk	-7.34	2.2	5.81	119.28	76	74	73	73
Duduk	-7.53	1.84	5.45	117.89	76	74	73	73
Tidur	-7.02	2.16	6.35	113.37	76	74	73	73
Makan	-7.18	1.45	6.28	109.01	76	74	73	73
Tidur	-7.18	1.33	6.28	109.48	76	74	73	73

Pada hasil klasifikasi gerakan bisindo jalan yang terdapat pada tabel 4.89 memiliki akurasi prediksi sebesar 40%. Dari hasil klasifikasi memiliki beberapa hasil yaitu label “tidur” dan “makan”.

Hasil pembacaan sensor dan klasifikasi untuk gerakan bisindo makan pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 90 Hasil Gerakan bisindo makan responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
makan	-7.1	2.75	5.96	105.77	78	70	73	68
makan	-8.28	4.16	1.92	101.05	79	69	72	66
makan	-8.36	3.69	1.53	107.81	78	70	72	67
makan	-8.79	1.96	3.33	119.43	78	70	73	67

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
makan	-8.36	1.96	3.69	117.34	80	70	73	67

Pada tabel 4.90 memiliki akurasi prediksi sebesar 100% dari 5 data. Hasil ini dikarenakan hasil pembacaan sensor hamper tidak ada perbedaan andata satu dengan yang lainnya. Gerakan bisindo makan pada responden kelima juga sangat dekat dengan dataset sehingga tidak ada kesalahan dalam klasifikasi.

Hasil pembacaan sensor dan klasifikasi untuk gerakan bisindo minum pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 91 Hasil Gerakan bisindo minum responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-8.98	0.67	2.86	117.03	70	60	62	63
Minum	-7.96	4.82	2.59	100.64	70	60	62	63
Minum	-7.96	4.71	3.1	100.77	70	60	62	63
Minum	-7.61	3.96	4.43	103.1	70	61	62	64
Minum	-7.53	4.16	4.63	102.67	70	61	62	64

Pada tabel 4.91 memiliki hasil akurasi sebesar 80% dari 5 data, perbedaan pada pembacaan sensor hmc5883l membuat hasil klasifikasi pada gerakan pertama salah.

Hasil pembacaan sensor untuk gerakan bisindo mandi pada responden kelima didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4. 92 Hasil Gerakan bisindo mandi responden kelima

Hasil Label	ADXL345			HMC5883L	Flex1	Flex2	Flex3	Flex4
	X	Y	Z					
Mandi	-7.57	5.84	2.28	120.11	70	60	63	64
Mandi	-7.57	5.84	2.08	119.79	70	61	63	65
Tidur	-9.22	-4	-4.43	133.3	74	71	70	70
Makan	-5.73	-2.16	7.06	82.18	75	74	72	73
Makan	-5.3	-2.08	7.77	94.2	75	74	72	73

Pada tabel 4.92 memiliki hasil akurasi sebesar 40% untuk klasifikasi gerakan bisindo mandi. Hasil pembacaan sensor adxl345 dan sensor hmc5883l menjadi kunci untuk penentuan hasil klasifikasi.

Dari keseluruhan gerakan bisindo pada responden pertama didapatkan akurasi total sebesar 65.71% untuk keberhasilan dalam mengklasifikasikan gerakan.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi yang dilakukan pada rancang bangun *wearable device* untuk penderita kelumpuhan parsial menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN), dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Efektivitas Metode KNN: Metode K-Nearest Neighbor (KNN) berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan gerakan tangan dan jari penderita kelumpuhan parsial dengan tingkat akurasi yang baik. Penggunaan dataset yang cukup beragam dan representatif memberikan kontribusi signifikan terhadap keberhasilan klasifikasi. Dataset dari setiap gerakan sebanyak 60 data dengan total dataset sebanyak 420 data. Dengan berdasar pada dataset hasil klasifikasi pengenalan gerakan bisindo didapatkan hasil sebagai berikut dengan masing masing 30 data, gerakan bisindo Bangun sebesar 93.33%, gerakan bisindo Tidur sebesar 96.67%, gerakan bisindo Jalan sebesar 90%, gerakan bisindo Duduk sebesar 96.67%, gerakan bisindo Makan sebesar 96.67%, gerakan bisindo Minum sebesar 93.33%, dan gerakan bisindo Mandi sebesar 86.7%. dengan hasil akurasi total sebesar 92,38% dari nilai tersebut dapat diambil Kesimpulan bahwa sistem mampu mengenali klasifikasi gerakan bisindo.
2. Hasil pengujian 70 data hasil komparasi antara perhitungan manual dengan hasil klasifikasi gerakan bisindo dari masing masing gerakan didapatkan hasil kesesuaian sebesar 87.15%. Dengan rincian untuk masing masing gerakan sebagai berikut : gerakan bisindo Bangun 90%, gerakan bisindo Tidur 90%, gerakan bisindo Jalan 80%, gerakan bisindo Duduk 90%, gerakan bisindo Makan 90%, gerakan bisindo Minum 80%, dan gerakan bisindo Mandi 90%. Dengan hasil validasi kesesuaian klasifikasi tersebut dapat disimpulkan bahwa sistem klasifikasi pada penelitian ini memiliki akurasi yang baik untuk memprediksi kedekatan gerakan bisindo.
3. Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa *transfer* data menggunakan protokol TCP/IP pada

sistem yang klasifikasi menunjukkan tingkat keberhasilan sebesar 100%. Hal ini membuktikan bahwa protokol TCP/IP mampu menjamin keandalan dan integritas data selama proses transmisi, tanpa adanya kehilangan atau kerusakan data.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut dari *wearable device* ini:

1. Pengembangan Algoritma Klasifikasi:
 - Menambahkan fitur pembelajaran adaptif agar perangkat dapat menyesuaikan pola gerakan unik dari masing-masing pengguna.
2. Peningkatan Hardware:
 - Memanfaatkan sensor dengan tingkat presisi lebih tinggi untuk meningkatkan akurasi deteksi gerakan.
 - Menggunakan material yang lebih ringan dan ergonomis untuk meningkatkan kenyamanan pengguna saat memakai perangkat.
3. Integrasi dengan Teknologi IoT:
 - Menghubungkan perangkat dengan aplikasi berbasis *smartphone* untuk memonitor penggunaan perangkat secara real-time.
 - Memungkinkan kendali jarak jauh melalui internet untuk mempermudah pengawasan dan penggunaan.
4. Aspek Keamanan:
 - Menambahkan fitur keamanan seperti autentikasi pengguna untuk memastikan perangkat hanya digunakan oleh pemiliknya.
 - Mengembangkan sistem pengisian daya yang aman dan tahan lama untuk mencegah kerusakan akibat penggunaan jangka panjang.

Dengan pengembangan lebih lanjut, *wearable device* ini diharapkan dapat menjadi solusi yang lebih efektif dan luas manfaatnya bagi penderita kelumpuhan parsial.

DAFTAR PUSTAKA

- Amal, I. (2021). *PROTOTYPE ROBOTIC HAND DENGAN KENDALI FLEX SENSOR*.
- Cunningham, P., & Delany, S. J. (2021). K-Nearest Neighbour Classifiers-A Tutorial. In *ACM Computing Surveys* (Vol. 54, Issue 6). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3459665>
- Felicia Watratan, A., Puspita, A. B., Moeis, D., Informasi, S., & Profesional Makassar, S. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia. In *JOURNAL OF APPLIED COMPUTER SCIENCE AND TECHNOLOGY (JACOST)* (Vol. 1, Issue 1). <http://journal.isas.or.id/index.php/JACOST>
- Fitriyah, Q., Batam, P. N., Yusuf, B., Komunitas, N. A., & Pacitan, N. (n.d.). *PENGUJIAN SENSOR HMC5883L UNTUK PURWARUPA ROBOT BERODA*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16115.45607>
- Nizam, M., Yuana, H., & Wulansari, Z. (2022). MIKROKONTROLER ESP 32 SEBAGAI ALAT MONITORING PINTU BERBASIS WEB. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 6, Issue 2).
- Nurhasan, A. K., Widodo, H. A., Adhitya, R. Y., & Atmoko, R. A. (2020). Applied K-Nearest Neighbors (KKN) on Dust Suppression Prototype. *Indonesian Journal of Engineering Research*, 1(1), 14–19. <https://doi.org/10.11594/ijer.01.01.03>
- Wungow, K. C., Widodo, R. B., & Subianto, M. (2022). *Prosiding Seminar Nasional Universitas Ma Chung*. 60–74.
- Annanto, G. P., Syafa'at, I., Nugroho, A., Pratama, F. I., Ariefudin, H., & Utomo, S. B. (2024). Prototyping of Remote-Controlled Robotic Hand Based on Flex Sensor, a Preliminary Research for the Development of Post-Stroke Therapy Assistive Device. *International Research Journal of Innovations in Engineering and Technology*, 8(2), 103.

- Kurnia, Y. D., Syauqy, D., & Widasari, E. R. (2024). Pengembangan *Wearable device* Untuk Deteksi Postur Duduk Manusia Berbasis Data Sensor MPU6050 Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(7).
- Arunadevi, M., Rani, M., Sibinraj, R., Chandru, M. K., & Prasad, C. D. (2023). Comparison of k-nearest neighbor & artificial neural network prediction in the mechanical properties of aluminum alloys. *Materials Today: Proceedings*.
- Panjaitan, G. F. B., Widasari, E. R., & Syauqy, D. (2023). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Sistem Deteksi Covid-19 berdasarkan Suhu Tubuh dan Kadar Oksigen. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(1), 162-168.
- Febrinamas, D. R., Hidayati, R., & Nirmala, I. (2023). Klasifikasi Buah Pinang Berdasarkan Data Sensor Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Web. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(4), 1046-1055.
- Siahaan, A., Ichsan, M. H. H., & Fitriyah, H. (2023). Implementasi Fuzzy K-Nearest Neighbor dalam Sistem Klasifikasi Kualitas Tanah pada Tanaman Kedelai berdasarkan Kelembapan dan pH Tanah menggunakan Arduino. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(6), 2554-2558.
- Rahim, A. (2024). *Klasifikasi Sistem Aktivitas Manusia Menggunakan Metode Random Forest Dan K-NN (K-Nearest Neighbor)* (Doctoral dissertation).
- Mujilawati, S., & Windasari, L. D. (2024, January). Implementasi Metode k-Nearest Neighbor (k-NN) untuk Memprediksi Penjualan Buah di Indonesia berbasis Website. In *Seminar Nasional Teknologi & Sains* (Vol. 3, No. 1, pp. 7-14).
- Ginting, Y. B., & Ristian, U. (2021). Implementasi Metode Failover Sebagai Backup Server Pada Arsitektur Load Balancer. *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 9(02), 198-210.
- Styawan, D. (2022). *Desain dan Analisis Sistem Monitoring Lokasi Pasien Menggunakan Bluetooth Low Energy Beacon Dengan Algoritma K-NN dan Trilateration* (Master's thesis, Universitas Islam Sultan Agung (Indonesia)).

- Wu, T., Wu, F., Qiu, C., Redouté, J. M., & Yuce, M. R. (2020). A rigid-flex wearable health monitoring sensor patch for IoT-connected healthcare applications. *IEEE Internet of Things Journal*, 7(8), 6932-6945.
- Panda, A. K., Chakravarty, R., & Moulik, S. (2021, March). Hand gesture recognition using flex sensor and machine learning algorithms. In *2020 IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)* (pp. 449-453). IEEE.
- Sümbül, H. (2024). A Novel Mems and Flex Sensor-Based Hand Gesture Recognition and Regenerating System Using Deep Learning Model. *IEEE Access*.
- Khasan, M. U., Baskoro, F., Kholis, N., & Widodo, A. (2021). Literatur Review: Analisa Performa Baterai Lithium-air, Lithium-sulfur, All-Solid-State Battery, Lithium-ion Pada Kendaran Listrik. *Jurnal Teknik Elektro*, 10(3), 597-607.
- Beladona, S. U. M., Purwanto, F., Simanjuntak, E. R., Simarmata, S. N., Kumalasari, M. R., & Iqbal, R. M. (2022). Sifat Perovskit sebagai Material Elektroda untuk Baterai Lithium-Ion (LIB). *Bohr: Jurnal Cendekia Kimia*, 1(01), 13-21.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Biodata Mahasiswa



1. Nama : Ryan Kurniawan
2. NRP : 0923140109
3. Program Studi : D-4 Teknik Otomasi
4. Agama : Islam
5. Status : Belum Menikah
6. Alamat Asal : RT 02 RW 02, Ds. Kenep, Kec,
Loceret, Kab. Nganjuk
7. Nomor Telepon : 085939208211
8. Jenis Kelamin : Laki-Laki
9. Email : ryankurniawan@student.ppns.ac.id
10. Tempat Tanggal Lahir : Nganjuk, 19 Mei 2000
11. Nama Orang Tua/Wali : Senen
12. Alamat Orang Tua/Wali : RT 02 RW 02, Ds. Kenep, Kec,
Loceret, Kab. Nganjuk
13. Telepon Orang Tua/Wali : 087890486140

PENDIDIKAN FORMAL			
Pendidikan	Tahun	Tempat Pendidikan	Jurusan
Diploma 4	2023 - sekarang	Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya	Teknik Otomasi
Diploma 3	2018 - 2021	Universitas Airlangga	Otomasi Sistem Instrumentasi
SMA	2015 – 2018	SMA Negeri 3 Nganjuk	IPA
SMP	2012 – 2015	SMPN 2 Pace	-
SD	2006 – 2012	SDN Kenep 1	-

BukuTA-RyanKurniawan--1-.pdf

ORIGINALITY REPORT

6%

SIMILARITY INDEX

5%

INTERNET SOURCES

3%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

jurnal.polsri.ac.id

Internet Source

1%

2

eprints.umpo.ac.id

Internet Source

1%

3

repository.its.ac.id

Internet Source

1%

4

repository.ppns.ac.id

Internet Source

<1%

5

acikbilim.yok.gov.tr

Internet Source

<1%

6

repository.ub.ac.id

Internet Source

<1%

7

p3m.ppns.ac.id

Internet Source

<1%

8

Submitted to Universitas Muslim Indonesia

Student Paper

<1%

9

repository.unej.ac.id

Internet Source

<1%

10	docplayer.info Internet Source	<1 %
11	Submitted to Unika Soegijapranata Student Paper	<1 %
12	dspace.uui.ac.id Internet Source	<1 %
13	journal.binadarma.ac.id Internet Source	<1 %
14	Submitted to Universitas Islam Lamongan Student Paper	<1 %
15	www.evifadliah.com Internet Source	<1 %
16	tipsorialindo.blogspot.com Internet Source	<1 %
17	Submitted to Universitas Pendidikan Indonesia Student Paper	<1 %
18	bayusbap.blogspot.com Internet Source	<1 %
19	eprints.umm.ac.id Internet Source	<1 %
20	id.123dok.com Internet Source	<1 %
21	ocs.machung.ac.id	

	Internet Source	<1 %
22	repositori.stikes-ppni.ac.id Internet Source	<1 %
23	Submitted to Universitas Dian Nuswantoro Student Paper	<1 %
24	digilib.unila.ac.id Internet Source	<1 %
25	jurnal.untan.ac.id Internet Source	<1 %
26	eprints.ipdn.ac.id Internet Source	<1 %
27	Submitted to Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia Student Paper	<1 %
28	Mohammad Hanif Yuhdi, Anggi Indah Yuliana, Sujono Sujono. "Rancang Bangun Alat Deteksi dan Pengendali Hama Burung Pipit Pada Pertanaman Padi Sawah Berbasis Arduino WeMos ESP8266", Exact Papers in Compilation (EPiC), 2023 Publication	<1 %
29	Mutakin Mutakin, Shinta Siti Sundari, Yusuf Sumaryana. "IMPLEMENTASI AUGMENTED REALITY UNTUK ESTIMASI BOBOT DAN HARGA JUAL HEWAN TERNAK SAPI BERBASIS	<1 %

ANDROID", Jurnal Informatika dan Teknik
Elektro Terapan, 2024
Publication

30	pdfcoffee.com Internet Source	<1 %
31	123dok.com Internet Source	<1 %
32	Submitted to Politeknik Negeri Bandung Student Paper	<1 %
33	Submitted to Universitas Papua Student Paper	<1 %
34	ejournal.unuja.ac.id Internet Source	<1 %
35	etheses.uin-malang.ac.id Internet Source	<1 %
36	Muhammad Andi Hermawan, Ahmad Faqih, Gifthera Dwilestari. "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication	<1 %
37	Submitted to Universitas Negeri Padang Student Paper	<1 %
38	eprints.uns.ac.id Internet Source	<1 %

39	journal.unnes.ac.id Internet Source	<1 %
40	journal2.um.ac.id Internet Source	<1 %
41	Angga Hendrawan, Benny Rahmawan Noviadji, Youngky Kurniawan Wijaya. "Desain Souvenir Bergaya Lowpoly "BWS Coy" Untuk Mengenalkan Objek Wisata di Kab. Bondowoso Melalui Metode Design Thinking", Artika, 2018 Publication	<1 %
42	ejournal.unsrat.ac.id Internet Source	<1 %
43	library.polmed.ac.id Internet Source	<1 %
44	ojs.unm.ac.id Internet Source	<1 %
45	quancons.blogspot.com Internet Source	<1 %
46	repository.umsu.ac.id Internet Source	<1 %
47	www.berotak.com Internet Source	<1 %
48	adoc.pub Internet Source	<1 %

49	id.scribd.com Internet Source	<1 %
50	kabarpublik.id Internet Source	<1 %
51	moam.info Internet Source	<1 %
52	repository.usd.ac.id Internet Source	<1 %
53	www.researchgate.net Internet Source	<1 %
54	5e62f42ccae3b.site123.me Internet Source	<1 %
55	Reno Supardi, Meiffa Herfianti. "APLIKASI DALAM MEMPREDIKSI TINGKAT KINERJA GURU SMA NEGERI 2 KABUPATEN BENGKULU TENGAH", JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI, 2019 Publication	<1 %
56	Siti Mujilahwati, Lilis Devita Windasari. "Implementasi Metode k-Nearest Neighbor (k-NN) untuk Memprediksi Penjualan Buah di Indonesia berbasis Website", Seminar Nasional Teknologi & Sains, 2024 Publication	<1 %
57	catatan-mahasiswiperantau274.blogspot.com Internet Source	<1 %

58	eprints.uny.ac.id Internet Source	<1 %
59	journal.isas.or.id Internet Source	<1 %
60	jurnal.unprimdn.ac.id Internet Source	<1 %
61	lib.ui.ac.id Internet Source	<1 %
62	proceeding.unpkediri.ac.id Internet Source	<1 %
63	ridwan8604.blogspot.com Internet Source	<1 %
64	www.grafiati.com Internet Source	<1 %
65	www.scribd.com Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On