



***SIGN LANGUAGE DETECTION SEBAGAI ALAT BANTU SURVEY
PELAYANAN PUBLIK MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY
SECARA REALTIME***



Oleh:

BASTIAN GILANG PERMANA

18410200026

FAKULTAS TEKNOLOGI DAN INFORMATIKA

UNIVERSITAS DINAMIKA

2023

***SIGNAL LANGUAGE DETECTION SEBAGAI ALAT BANTU SURVEY
PELAYANAN PUBLIK MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM
MEMORY SECARA REALTIME***

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan

Program Sarjana Teknik



**UNIVERSITAS
Dinamika**

Disusun Oleh :

Nama : Bastian Gilang Permana

NIM : 18410200026

Program Studi : S1 Teknik Komputer

FAKULTAS TEKNOLOGI DAN INFORMATIKA

UNIVERSITAS DINAMIKA

2023

TUGAS AKHIR

SIGN LANGUAGE DETECTION SEBAGAI ALAT BANTU SURVEY PELAYANAN PUBLIK MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY SECARA REALTIME

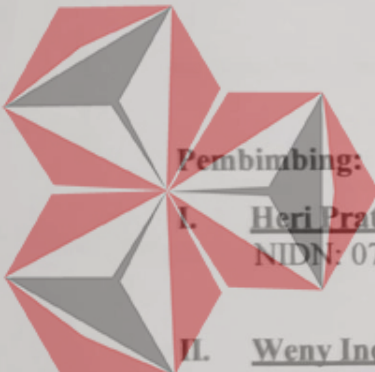
Dipersiapkan dan disusun oleh:

Bastian Gilang Permana

NIM : 18410200026

Telah diperiksa, dibahas dan disetujui oleh Dewan Pembahas

Pada: 26 Januari 2023



Susunan Dewan Pembahas

UNIVERSITAS
Dinamika

Pembimbing:

I. **Heri Pratikno, M.T., MTCNA., MTCRE.**
NIDN: 0716117302

II. **Weny Indah Kusumawati, S.Kom., M.MT.**
NIDN: 0721047201

Digitally signed by Heri Pratikno
Date: 2023.01.31
13:27:32 +0700

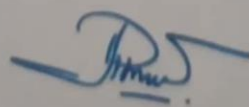
Universitas
Dinamika
2023.01.31
13:23:35 +0700

Pembahas:

- I. **Musayyanah, S.ST., M.T.**
NIDN: 0730069102

Digitally signed by Musayyanah
DN: cn=Musayyanah,
o=Universitas Dinamika, ou=SI
Teknik Komputer,
email=musayyanah@dinamika.
ac.id, c=ID
Date: 2023.01.31 13:30:25
+0700
Adobe Acrobat Reader version:
2022.003.20314

Tugas Akhir ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana



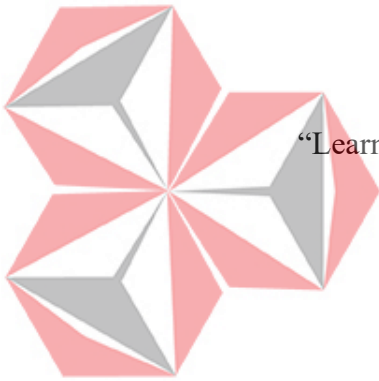
Digitally signed by
Universitas Dinamika
Date: 2023.01.31
15:32:07 +0700

Tri Sagirani, S.Kom., M.MT.

NIDN: 0731017601

Dekan Fakultas Teknologi dan Informatika

UNIVERSITAS DINAMIKA



“Learning is Never Ending Process And You Never Walk Alone.

Be Different. Team Igniteon. Mission Ignition.”

~ Bastian Gilang Permana ~

UNIVERSITAS
Dinamika



Dipersembahkan kepada siapapun yang ingin belajar tentang kecerdasan buatan.

Tugas Akhir yang diharapkan dapat membantu untuk pengembangan teknologi kearah yang lebih baik bagi manusia.

UNIVERSITAS
Dinamika

PERNYATAAN
PERSETUJUAN PUBLIKASI DAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Sebagai mahasiswa Universitas Dinamika, Saya :

Nama : **Bastian Gilang Permana**
NIM : **18410200026**
Program Studi : **S1 Teknik Komputer**
Fakultas : **Fakultas Teknologi Dan Informatika**
Jenis Karya : **Laporan Tugas Akhir**
Judul Karya : **SIGN LANGUAGE DETECTION SEBAGAI ALAT
BANTU SURVEY PELAYANAAN PUBLIK
MENGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY
SECARA REALTIME**

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa :

1. Demi pengembangan Ilmu Pengetahuan, Teknologi dan Seni, Saya menyetujui memberikan kepada Universitas Dinamika Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif (*Non-Exclusive Royalty Free Right*) atas seluruh isi/sebagian karya ilmiah Saya tersebut diatas untuk disimpan, dialihmediakan, dan dikelola dalam bentuk pangkalan data (*database*) untuk selanjutnya didistribusikan atau dipublikasikan demi kepentingan akademis dengan tetap mencantumkan nama Saya sebagai penulis atau pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.
2. Karya tersebut diatas adalah hasil karya asli Saya, bukan plagiat baik sebagian maupun keseluruhan. Kutipan, karya, atau pendapat orang lain yang ada dalam karya ilmiah ini semata-mata hanya sebagai rujukan yang dicantumkan dalam Daftar Pustaka Saya.
3. Apabila dikemudian hari ditemukan dan terbukti terdapat tindakan plagiasi pada karya ilmiah ini, maka Saya bersedia untuk menerima pencabutan terhadap gelar keserjanaan yang telah diberikan kepada Saya.

Surabaya, 14 Desember 2022

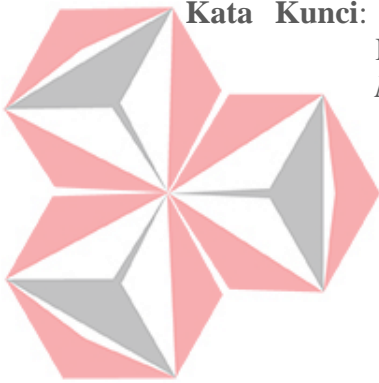

F26AKX183183353

Bastian Gilang Permana
NIM : 18410200026

ABSTRAK

Kualitas pelayanan publik dapat dilihat dari salah satunya aspek kepercayaan masyarakat. Indeks kepuasan masyarakat dapat digunakan sebagai gambaran kinerja pelayanan unit. Untuk memudahkan dan meningkatkan minat masyarakat dalam memberikan aspirasi melalui *Survey*, maka Dinas Kependudukan dan Catatan Sipil Surabaya perlu melakukan inovasi dengan menggunakan sistem *HandGesture Recognition*. Sistem yang digunakan pada penelitian ini nantinya menerapkan *Deep Learning* dengan teknologi *Computer Vision*, *Tensorflow*, *Mediapipe* Dan Model *Long Short-Term Memory*. Hasilnya didapatkan bahwa hasil *Training* pada sistem mendapatkan nilai akurasi sebesar 100% dan *Loss* sebesar 0. Hasil uji performa didapatkan nilai rata-rata untuk setiap simbol angka adalah *Precision 100%*, *Recall 100%*, Dan *F1-Score 100%*. Dalam proses pengujian dilakukan secara *Realtime* dengan jarak 30, 50, 100, 150, 200, 250 dan 250 cm, didapatkan hasil ratar-rata akurasi secara berurutan adalah 100%, 100%, 100%, 100%, 72%, dan 56.8%. Sementara nilai rata-rata *Frame per Second* secara beruntun adalah 5.1 FPS, 5.4 FPS, 5.8 FPS, 5.8 FPS, 5.5 FPS dan 5.8 FPS.

Kata Kunci: *Sign Language*, *Machine Learning*, Pelayanan Publik, Dinas Kependudukan dan Catatan Sipil, *Mediapipe*, *Long Short – Term Memory*



UNIVERSITAS
Dinamika

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan karunianya-Nya sehingga pelaksanaan pengerjaan Tugas Akhir saya dapat terlaksana dengan baik dan lancar sesuai dengan jadwal yang direncanakan dan dapat diselesaikan tepat pada waktunya. Dalam kesempatan ini saya mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah banyak membantu dalam penyusunan dan pelaksanaan Tugas Akhir ini. Adapun penyusunan laporan Tugas Akhir ini bertujuan untuk memberikan pengetahuan dan membantu kaum disabilitas di dunia.

Laporan tugas ini, saya susun berdasarkan apa yang telah saya laksanakan di bulan agustus sampai bulan desember. Tugas Akhir ini bertujuan untuk membantu kaum disabilitas dan sebagai ilmu pengetahuan di dunia pendidikan.

Dalam penyusunan laporan ini, saya menyadari masih banyak kekurangan baik dari segi susunan serta cara penulisan laporan ini, karenanya saran dan kritik yang sifatnya membangun demi kesempurnaan laporan ini sangat saya harapkan. Semoga laporan ini bisa bermanfaat bagi para pembaca pada umumnya dan juga bermanfaat bagi penyusun pada khususnya.

Surabaya, 26 Januari 2023

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Python	5
2.2 <i>Mediapipe Hand Landmark</i>	5
2.3 OpenCV	6
2.4 <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	6
2.5 Tensorflow	7
2.6 Jupyter Notebook	7
2.7 <i>Sign Language</i> (Bahasa Isyarat).....	7
2.8 SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia).....	8
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	10
3.1 Virtual Environment Anaconda	10
3.2 <i>Dataset</i>	10
3.3 Blok Diagram Perangkat Keras.....	11
3.4 <i>Flowchart Training Model Long Short-Term Memory Secara Realtime</i>	12
3.5 <i>Flowchart Testing Model Long Short-Term Memory Secara Realtime</i>	13
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	15
4.1. Hasil Proses <i>Training Model</i>	15
4.2. Hasil Confusion Matrix.....	17
4.3 Uji Performa <i>Long Short – Term Memory</i>	18

4.4	Pengujian <i>Testing Mediapipe</i> dan Long Shot – Term Memory	19
4.4.1	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 30 cm	20
4.4.2	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 50 cm	23
4.4.3	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 100 cm	26
4.4.4	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 150 cm	29
4.4.5	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 200 cm	32
4.4.6	Pengujian <i>Testing</i> pada jarak 250 cm	35
BAB V	PENUTUP.....	38
5.1	Kesimpulan	38
5.2	Saran.....	38
	DAFTAR PUSTAKA	39
	LAMPIRAN.....	41
	BIODATA PENULIS	67



UNIVERSITAS
Dinamika

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 21 <i>Hand Landmarks</i>	20
Gambar 2.2 Komponen <i>Long Short-Term Memory</i>	21
Gambar 2.3 Bahasa Isyarat Angka SIBI	24
Gambar 3.1 Contoh <i>Dataset</i> dari Kaggle	26
Gambar 3.2 Blok diagram perangkat keras	27
Gambar 3.3 <i>Flowchart Training</i> algoritma <i>Long Short-Term Memory</i>	27
Gambar 3.4 <i>Flowchart Testing</i> model <i>Long Short-Term Memory</i> secara <i>Realtime</i>	28
Gambar 4.1 Grafik akurasi hasil <i>Training</i>	31
Gambar 4.2 Grafik <i>Loss</i> hasil <i>Training</i>	31
Gambar 4.3 <i>Confusion Matrix</i> model LSTM dan <i>Hand Landmark Mediapipe</i>	33
Gambar 4.4 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 30cm dan simbol sangat kurang.....	35
Gambar 4.5 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 30cm dan simbol cukup	35
Gambar 4.6 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 30cm dan simbol sangat baik	35
Gambar 4.7 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 50cm dan simbol sangat kurang.....	38
Gambar 4.8 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 50cm dan simbol cukup	38
Gambar 4.9 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 50cm dan simbol sangat baik	38
Gambar 4.10 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 100cm dan simbol sangat kurang	41
Gambar 4.11 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 100cm dan simbol cukup.....	41
Gambar 4.12 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 100cm dan simbol sangat baik	41
Gambar 4.13 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 150cm dan simbol sangat kurang	44
Gambar 4.14 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 150cm dan simbol cukup.....	44
Gambar 4.15 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 150cm dan simbol sangat baik	44
Gambar 4.16 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 200cm dan simbol sangat kurang	47

Gambar 4.17 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 200cm dan simbol cukup.....	47
Gambar 4.18 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 200cm dan simbol sangat baik	47
Gambar 4.19 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 250cm dan simbol kurang	50
Gambar 4.20 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 250cm dan simbol baik.....	50
Gambar 4.21 Hasil gambar pengujian <i>Mediapipe Hand Landmark</i> dengan jarak 250cm dan simbol sangat baik	50



UNIVERSITAS
Dinamika

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Tabel <i>Dataset</i> simbol 1-5	25
Tabel 4.1 Hasil <i>Training</i> model LSTM.....	30
Tabel 4.2 Hasil performa model <i>Long Short-Term Memory</i>	34
Tabel 4.3 Hasil prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 30 cm.....	36
Tabel 4.4 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 30 cm.....	37
Tabel 4.5 Hasil Prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 50 cm	39
Tabel 4.6 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 50 cm.....	40
Tabel 4.7 Hasil Prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 100 cm.....	42
Tabel 4.8 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 100 cm.....	43
Tabel 4.9 Hasil Prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 150 cm.....	45
Tabel 4.10 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 150 cm.....	45
Tabel 4.11 Hasil Prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 200 cm	48
Tabel 4.12 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 200 cm.....	49
Tabel 4.13 Hasil Prediksi model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 250 cm	51
Tabel 4.14 Hasil FPS model <i>Long Short-Term Memory</i> dengan jarak 250 cm.....	52



UNIVERSITAS
Dinamika

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Program <i>Augmentasi</i> dan <i>Ekstraksi Landmark</i>	41
Lampiran 2 Hasil <i>Training</i> Model LSTM dengan <i>Mediapipe</i>	45
Lampiran 3 Program <i>Testing SIBI Detection</i>	48
Lampiran 4 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 30 cm	51
Lampiran 5 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 50 cm	53
Lampiran 6 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 100 cm	55
Lampiran 7 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 150 cm	57
Lampiran 8 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 200 cm	59
Lampiran 9 Hasil Gambar Pengujian <i>Testing</i> Dengan Jarak 250 cm	61
Lampiran 10 Hasil Turnitin.....	67



UNIVERSITAS
Dinamika

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Aspek pelayanan publik yang bagus dan transparan, yaitu; mampu memahami kebutuhan, kecepatan, ketepatan, ketanggapan, kesederhanaan dan transparan, pelayanan publik yang di layani oleh masyarakat (Sellang, et al., 2019). Kualitas pelayanan publik dapat dibagi dari berbagai aspek. Salah satunya, adalah kepercayaan masyarakat terhadap instansi Surabaya untuk masyarakat Surabaya. Bertujuan untuk mengetahui seberapa baik tingkat kinerja unit pelayanan secara berkala sebagai bahan dan menetapkan kebijakan sebagai upaya peningkatan kualitas pelayanan publik. Indeks Kepuasan Masyarakat digunakan sebagai gambaran mengenai kinerja pelayanan unit yang bersangkutan. (Kepmen PAN No. 25/M.PAN/2/2004 perihal pedoman umum penyusunan indeks kepuasan masyarakat unit pelayanan instansi pemerintah). Upaya untuk peningkatan kualitas pelayanan publik harus dilaksanakan secara konsisten dan harus *Up to Date* untuk kebutuhan dan harapan kedepan pada masyarakat Surabaya (Negara & Pendayagunaan Aparatur, 2004).

Bahasa isyarat dalam perkembangan di Indonesia, terdapat dua kategori yang sering digunakan yaitu, SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) dan BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia). SIBI, memiliki struktur yang sama dengan tata Bahasa lisan Indonesia, sedangkan untuk BISINDO, merupakan Bahasa isyarat yang banyak digunakan dalam kehidupan sehari-hari di masyarakat Indonesia. Terdapat tiga penelitian sebelumnya mengenai deteksi SIBI, yang pertama Adalah Sistem Deteksi Simbol Pada SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Secara *Realtime* Menggunakan MobileNet-SSD. Tingkat minimal akurasi adalah 83.3% sampai dengan maksimal akurasi 86.6%. (Hidayatullah, 2022).

Kedua, *Hand Gesture Detection* Sebagai Alat Bantu Ajar Berhitung Menggunakan *Mediapipe Dan Convolutional Neural Network* secara *Realtime*. Adapun gestur jari tangan 1 - 10, yang dideteksi adalah bentuk ke sepuluh jari tangan. Hasil pengujian akurasi metode *Mediapipe* sebesar 90.99% dan *Arsitektur CNN* sebesar 38,67%. Untuk performa komputasi, metode *Mediapipe*

menghasilkan *Frame per Second* sebesar 20-25 *FPS*, sedangkan metode *CNN* menghasilkan *Frame per Second* sebesar 10-12 *FPS*. (Nautica, 2022).

Ketiga, Sistem Pengenalan Aktivitas Manusia Menggunakan *Long Short-Term Memory* dan *Mediapipe*. Dalam refrensi penelitian yang ketiga, penelitian tersebut menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dan *Mediapipe*. Untuk *Mediapipe sendiri*, menggunakan metode *HAR (Human Activity Recognition)* dan menggunakan tiga gerakan saja, yaitu *T-Pose, Warrior II Pose dan Tree Pose*. Sang penulis juga melakukan *Training* dan mendapatkan akurasi sebesar 91% dan *Loss* sebesar 0.29. Rata-rata *FPS (Frame per Second)* didapatkan sebesar 10-30 *FPS* dengan rata-rata waktu komputasi untuk setiap proses *Training* kurang lebih 10-12 menit (Tanugraha, 2022).

Penggunaan teknologi *Mediapipe* memiliki fitur *Hand Landmark Detection* dengan 21 titik tangan. Dan juga dapat digunakan cepat, efisien dan fleksibel. Fitur *Hand Landmark* sangat cocok digunakan dalam penelitian kali ini, dikarenakan membutuhkan simbol 5 jari untuk medeteksi gestur jari tangan seperti pada penelitian Rifky Pratama Nautica pada tahun 2022 yang diimplementasikan pada penelitian kali (Nautica, 2022) dan (Tanugraha, 2022).

Untuk menyelesaikan permasalahan diatas, maka diperlukan perkembangan dan inovasi terhadap fasilitas di pelayanan Dinas Kependudukan Dan Pencatatan Sipil Surabaya. Dengan majunya perkembangan teknologi *Artificial Intelligence / Machine Learning*. Disinilah penerapan *Computer Vision, TensorFlow, Mediapipe* dan penerapan *Long Short - Term Memory* akan berguna untuk membantu proses *Survey* pelayanan publik di Dinas Kependudukan Dan Pencatatan Sipil Surabaya. Penggunaan framework *Mediapipe* dan metode *Long Short Term Memory* memiliki hasil yang sangat baik untuk mengenali *gesture* tangan. Berdasarkan penelitian (Agrawal, et al., 2022) didapatkan bahwa akurasi pada testing data secara realtime mencapai 90%. Untuk menunjang penelitian Tugas Akhir ini, penulis memerlukan tingkatkan dengan akurasi tinggi salah satunya adalah tingkatkan akurasi 83.3% sampai dengan maksimal akurasi 86.6%.

Pada penelitian Tugas Akhir kali ini, penulis mengusulkan penerapan *TensorFlow, Mediapipe, dan Long Short-Term Memory*, sebagai alat bantu *Survey* pelayanan kepuasan masyarakat di Dinas Kependudukan Dan Pencatatan Sipil

Surabaya dapat mendeteksi jari tangan manusia secara *Realtime*. Deteksi gestur jari tangan diterapkan dalam bentuk gestur lima jari tangan dan lima simbol Bahasa SIBI.

1.2 Rumusan Masalah

Berlandaskan latar belakang tersebut, dapat dirumuskan masalah tersebut pada Tugas Akhir ini sebagai berikut:

1. Bagaimana cara mendeteksi lima bentuk gestur jari tangan menggunakan Long Short-Term Memory dalam proses Survey pelayanan publik?
2. Bagaimana tingkat akurasi proses klasifikasi deteksi lima bentuk gestur jari tangan menggunakan *Long Short-Term Memory*?
3. Bagaimana tingkat kecepatan komputasi proses deteksi lima bentuk gestur jari tangan tiap detiknya (*Frame per Second*)?

1.3 Batasan Masalah

Pembuatan Tugas Akhir kali ini, dibutuhkan beberapa batasan masalah beberapa berikut:

1. Pembatasan 5 jari tangan dan menggunakan tangan kanan. Dan untuk *Dataset*, berasal dari Dataset Kaggle, yaitu *American Sign Language Digit Dataset* untuk Tugas Akhir kali ini.
2. Pencahayaan pada ruangan merata / cukup.

1.4 Tujuan

Hasil dari pembahasan latar belakang beserta rumusan masalah. Penulis, berhasil mendapatkan tujuan pada Tugas Akhir:

1. Dapat mendeteksi lima bentuk gestur jari tangan menggunakan Long Short-Term Memory dalam proses Survey pelayanan publik.
2. Mampu mengetahui tingkat akurasi proses klasifikasi deteksi lima bentuk gestur jari tangan menggunakan *Long Short-Term Memory*.
3. Mengetahui tingkat kecepatan komputasi proses deteksi lima bentuk gestur jari tangan tiap detiknya (*Frame per Second*).

1.5 Manfaat Penelitian

Setelah memperoleh tujuan pada penelitian kali ini. Penulis, mendapatkan manfaat dari Tugas Akhir kali ini, yaitu:

1. Untuk penulis, mengetahui penerapan *Long Short - Term Memory* dan *Tensorflow* untuk menambah pengetahuan dalam deteksi gestur jari tangan.
2. Membantu dan mempermudah kegiatan data statistik *Survey* pelayanan publik.
3. Untuk mahasiswa, menjadi referensi bagi mahasiswa lain melakukan penelitian *Long Short-Term Memory Dan Tensorflow*.



UNIVERSITAS
Dinamika

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

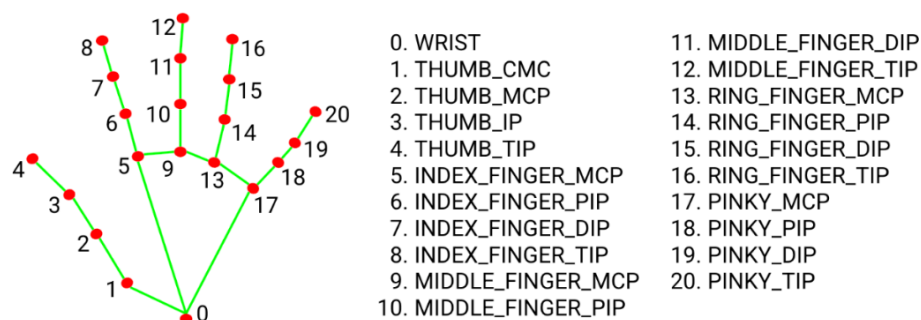
2.1 Python

Python merupakan bahasa pemrograman yang interperatif multiguna dengan filosofi perancangan berfokus pada tingkat keterbacaan kode program. Python memiliki tingkat kapabilitas dan kemampuan yang tinggi, dengan sintaksi kode yang sangat jelas, sehingga sering disebut sebagai *High Level Language*. Bahasa ini dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka yang besar serta komprehensif. Python juga didukung oleh komunitas yang besar (Syahrudin & Kurniawan, 2018).

2.2 *Mediapipe Hand Landmark*

Pada tahun 2019 Google telah mengembangkan suatu *Framework* bernama *Mediapipe*. *Framework* ini dapat digunakan untuk membangun *Pipelines* dari berbagai format audio dan video untuk memproses data persepsi. Beberapa *Machine Learning Solutions* telah disediakan oleh *Framework* ini yaitu *FaceDetection*, *Hand Tracking*, *Pose Tracking*, *Holistic* dan lainnya yang dapat dilihat pada web (MediapipeDev, 2019).

Mediapipe Hands adalah buatan dari media *Developer* yang bertujuan untuk membantu penerapan *Machine Learning* (ML). Dalam penelitian kali ini, penulis menggunakan *Hand Landmark* dengan 21 deteksi jari tangan pada kedua jari tangan manusia dalam satu *Frame* yang sama.



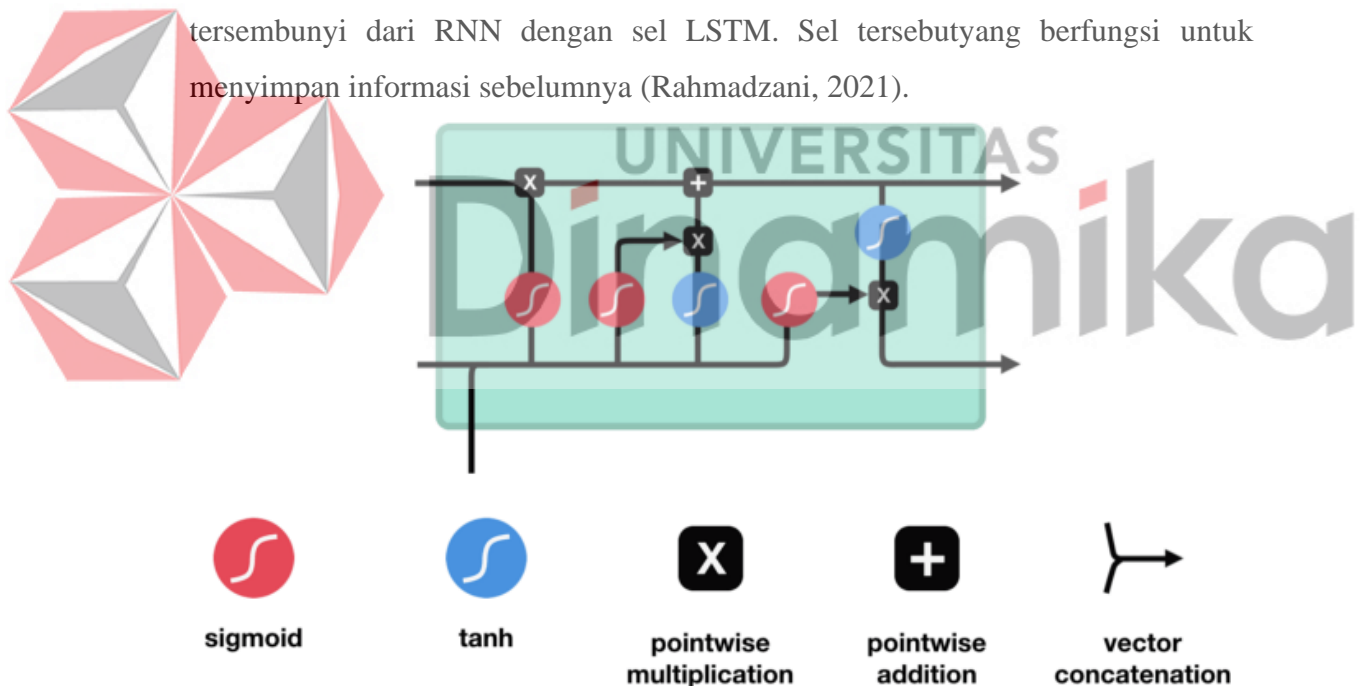
Gambar 2.1 21 *Hand Landmarks*
(Sumber: (MediapipeDev, 2019))

2.3 OpenCV

Open Source Computer Vision Library atau yang lebih di kenal *Library OpenCV* merupakan perangkat lunak yang bersifat *Open Source* dan memiliki lisensi *BSD - Licensed product*. *Library OpenCV* memiliki lebih dari 2.500 algoritma yang telah disediakan untuk memenuhi kebutuhan berkaitan dengan *Computer Vision* dan *Machine Learning*. Seluruh algoritma ini memiliki kegunaannya masing-masing, seperti mendeteksi dan mengenali wajah, mendeteksi gerakan tangan, identifikasi objek dan lain-lain (Ramdhon & Febriya, 2021).

2.4 Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah sebuah model dari varian *Recursive Neural Network (RNN)*. LSTM merupakan model yang dapat mengingat informasi jangka pendek (STM) dan jangka panjang (LTM), serta menggantikan node lapisan tersembunyi dari RNN dengan sel LSTM. Sel tersebut yang berfungsi untuk menyimpan informasi sebelumnya (Rahmadzani, 2021).



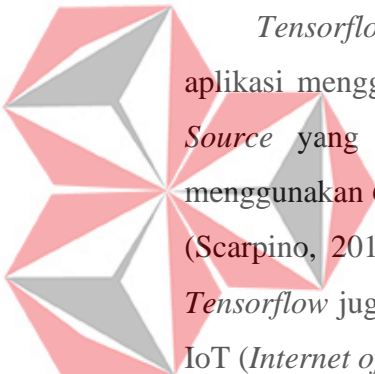
Gambar 2.2 Komponen *Long Short-Term Memory*
(Sumber: (Rahmadzani, 2021))

Sel LSTM mendapatkan input dan menyimpannya dalam waktu singkat. Secara intuitif *Input Gate* mengontrol nilai yang baru masuk berjalan sejauh mana ke dalam sel, *Forget Gate* mengontrol sejauh mana nilai tetap disimpan didalam

sel, dan *Output Gate* yang mengontrol sejauh mana nilai yang ada didalam sel digunakan untuk menghitung aktivasi keluaran dari unit LSTM secara keseluruhan.

Setiap *Gate* memiliki proses kalkulasinya masing-masing. Pada *Input Gate* digunakan proses perhitungan fungsi aktivasi sigmoid untuk mengurutkan dan menentukan informasi yang spesifik di bagian status sel. Pada *Gate* ini juga digunakan aktivasi tanh untuk menghasilkan nilai vektor baru. Pada *Forget Gate*, informasi yang dianggap kurang penting dihilangkan dengan menggunakan fungsi sigmoid. Sementara *Output Gate* menjalankan sigmoid untuk menghasilkan output untuk proses selanjutnya oleh tanh. Setelah kedua nilai *Output* dari tanh selanjutnya output diklasifikasi dari perhitungan dari keseluruhan proses LSTM (Rahmadzani, 2021).

2.5 Tensorflow



Tensorflow adalah kerangka google yang sangat kuat untuk membangun aplikasi menggunakan *Machine Learning*. *TensorFlow* adalah sebuah alat *Open Source* yang dirilis oleh google. *Tensorflow* dapat dijalankan dengan 25 menggunakan *Central Processing Unit* (CPU) dan *General Processing Unit* (GPU) (Scarpino, 2018). Selain penggunaan *Tensorflow* dalam proses CPU dan GPU. *Tensorflow* juga dapat digunakan dalam perangkat mobile seperti smartphone dan IoT (*Internet of Things*).

2.6 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook adalah *Interactive Development Environment* (IDE) yang berbasis web. *Jupyter Notebook* digunakan untuk mengolah program dalam bentuk *Notebook*. *Jupyter Notebook* dilengkapi dengan antarmuka yang fleksibel, sehingga memungkinkan pengguna untuk mengatur alur kerja dalam bidang pengolahan data, komputasi dan *Machine Learning* (Jupyter, 2022).

2.7 Sign Language (Bahasa Isyarat)

Sign Language adalah bahasa alami dan lengkap yang memiliki sifat linguistik yang sama dengan bahasa lisan, dengan tata bahasa yang berbeda dari bahasa Inggris. Sedangkan untuk di Indonesia sendiri Bahasa isyarat mempunyai dua

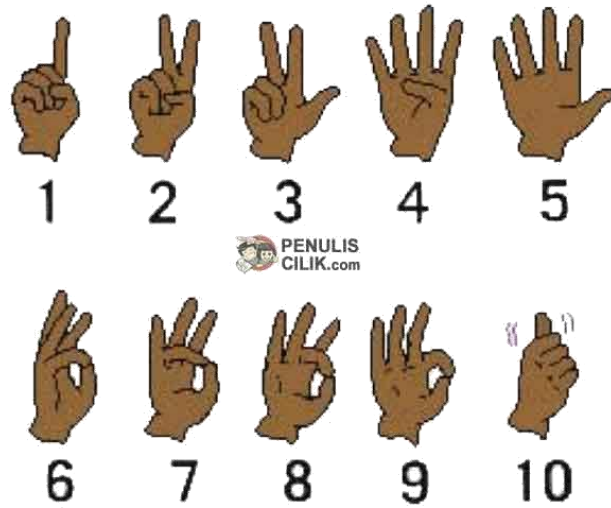
bahasa, bahasa tersebut ialah SIBI dan BISINDO, sedangkan bahasa isyarat mempunyai cara menggerakkan anggota tubuh, membuat mimik wajah dan alat transfer budaya tuli. Cara berperilaku dan meniru biasanya berkisar pada penglihatan. Keberadaan Bahasa isyarat memudahkan masyarakat tuli berinteraksi dengan orang lain, dan dapat menerima informasi apa saja. Salah satu komponen pembeda bahasa isyarat SIBI dan BISINDO.

Namun, Bahasa isyarat ini hanya dapat digunakan oleh antar orang-orang tuli atau dengan orang-orang dengar yang memahami Bahasa isyarat. Melalui Bahasa isyarat, masyarakat tuli dapat mengerti tentang dunia dan dapat terhindar dari dunia yang terisolasi. Bahasa isyarat membuat para kaum tuli bangga menjadi tuli dan tidak menjadikannya kecacatan, melainkan sebuah identitas dan sesuatu yang dibanggakan (Imandari, 2018).

2.8 SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia)

SIBI atau singkatan dari *Sistem Isyarat Bahasa Indonesia*. Menurut beberapa sumber dalam pengartian, SIBI adalah bentuk Bahasa lisan Bahasa isyarat dengan menggunakan kosakata masyarakat Indonesia. Bahasa isyarat sendiri di ambil dalam Bahasa Isyarat Amerika (*America Sign Language*). Dalam pengertian diatas, SIBI bertujuan untuk mempermudah dalam Bahasa komunikasi kosakata Bahasa Indonesia. Perkembangan *Sistem Isyarat Bahasa Indonesia* (SIBI) masih menggunakan dari Bahasa isyarat luar negeri terutama *American Sign Language* (ASL) yang lalu ditambah dengan isyarat-isyarat lokal Indonesia dan buatan (Nasir, et al., 2021).

SIBI merupakan turunan dari ASL (*American Sign Language*) dengan penambahan awalan dan akhiran dan beberapa modifikasi lainnya, Contoh untuk kata 'rasa', Bahasa SIBI mengungkapkan kata 'perasaan' menggunakan *Sign* 'rasa' yang sama dengan ASL. Tinggal diapit *Sign* untuk awalan pe- dan akhiran -an, Dikarenakan "kata" di Amerika tidak ada awalan dan akhiran. Namun akhir-akhir ini ada gerakan baru untuk mensosialisasikan bahasa isyarat baru untuk Indonesia yaitu BISINDO yang dianggap lebih praktis, lebih pribumi dan lebih sesuai dengan bahasa ibu orang Indonesia.

BAHASA ISYARAT ANGKA SIBI

Gambar 2.3 Bahasa Isyarat Angka SIBI
(Sumber: (Cilik, 2019))



UNIVERSITAS
Dinamika

BAB III METODOLOGI PENELITIAN



3.1 Virtual Environment Anaconda

Dalam penelitian Tugas Akhir kali ini, penulis menggunakan Anaconda sebagai penunjang sarana dan prasana dalam Tugas Akhir ini. Dalam Anaconda tersebut terdapat *Environment Jupyter Notebook* sebagai media pengerjaan Tugas Akhir kali ini. Sebelum memulai proses berikutnya, penulis menginstall *Jupyter Notebook* dan *Jupyterlab*. Setelah menginstall *Jupyter* melalui Anaconda, langkah berikutnya adalah pengaturan *Environment* dalam *Library Anaconda*. Penulis menggunakan terminal *pip* untuk menjalankan python dan melakukan instalasi pada *Jupyter Notebook* di Anaconda.

3.2 Dataset

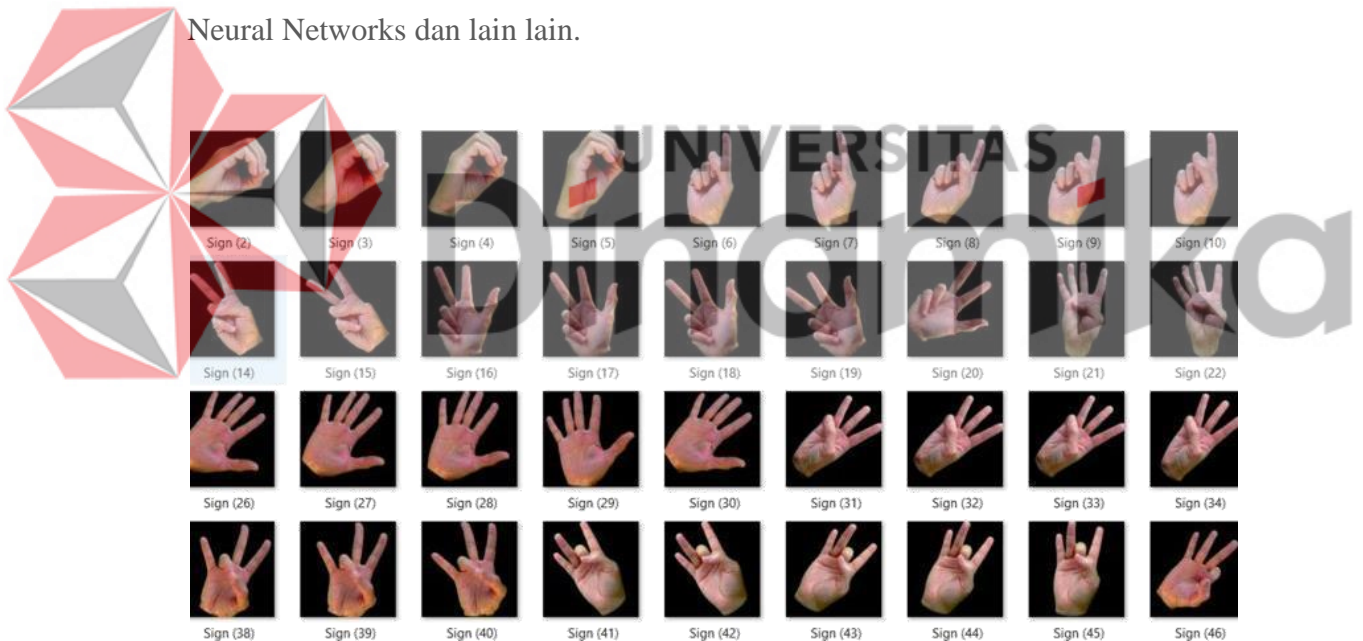
Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah *Dataset* dari Kaggle dengan judul *American Sign Language Digit*. Pada *Dataset* Kaggle tersebut tersedia beberapa simbol Bahasa isyarat SIBI (*Sistem Isyarat Bahasa Indonesia*) dengan acuan *American Sign Language* (ASL) mulai dari simbol angka 0 – 9. Pada *Dataset* Kaggle tersebut, penulis hanya menggunakan simbol 1 – 5 saja untuk menampilkan citra gambar tangan yang menampilkan angka 1 – 5 dalam bahasa isyarat. Namun 5 simbol tersebut kemudian diubah pengertiannya bukan sebagai angka 1-5, melainkan menjadi nama *symbolic* untuk perumpamaan penilaian kinerja, yaitu “Sangat Baik”, “Baik”, “Cukup”, “Kurang”, “Sangat Kurang”. Dengan lebih jelas nama simbolik perumpamaan seperti ditunjukkan tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tabel *Dataset* simbol 1-5

Tingkat Kepuasan Pelayanan	Bentuk Gestur Jari Tangan
Sangat Baik	
Baik	

Tingkat Kepuasan Pelayanan	Bentuk Gestur Jari Tangan
Cukup	
Kurang	
Sangat Kurang	

Dalam *Dataset* kaggle tersebut, penulis mendapatkan sekitar 2.500 gambar mentah. Dengan rincian satu *Symbol Dataset* mendapatkan sekitar 500 gambar mentah untuk dijadikan sebagai data *Augmentasi* pada Tugas Akhir ini. *Dataset* yang didapat oleh penulis dapat diterapkan seperti, seperti KNN, SVM, RFC, DTC, Neural Networks dan lain lain.

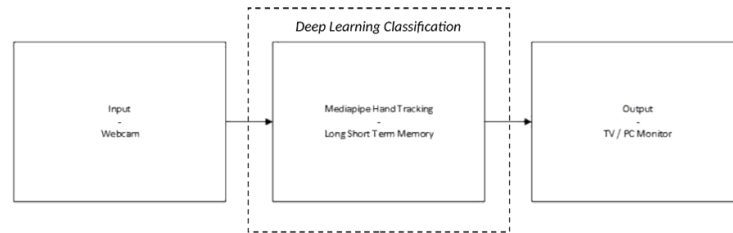


Gambar 3.1 Contoh *Dataset* dari Kaggle

3.3 Blok Diagram Perangkat Keras

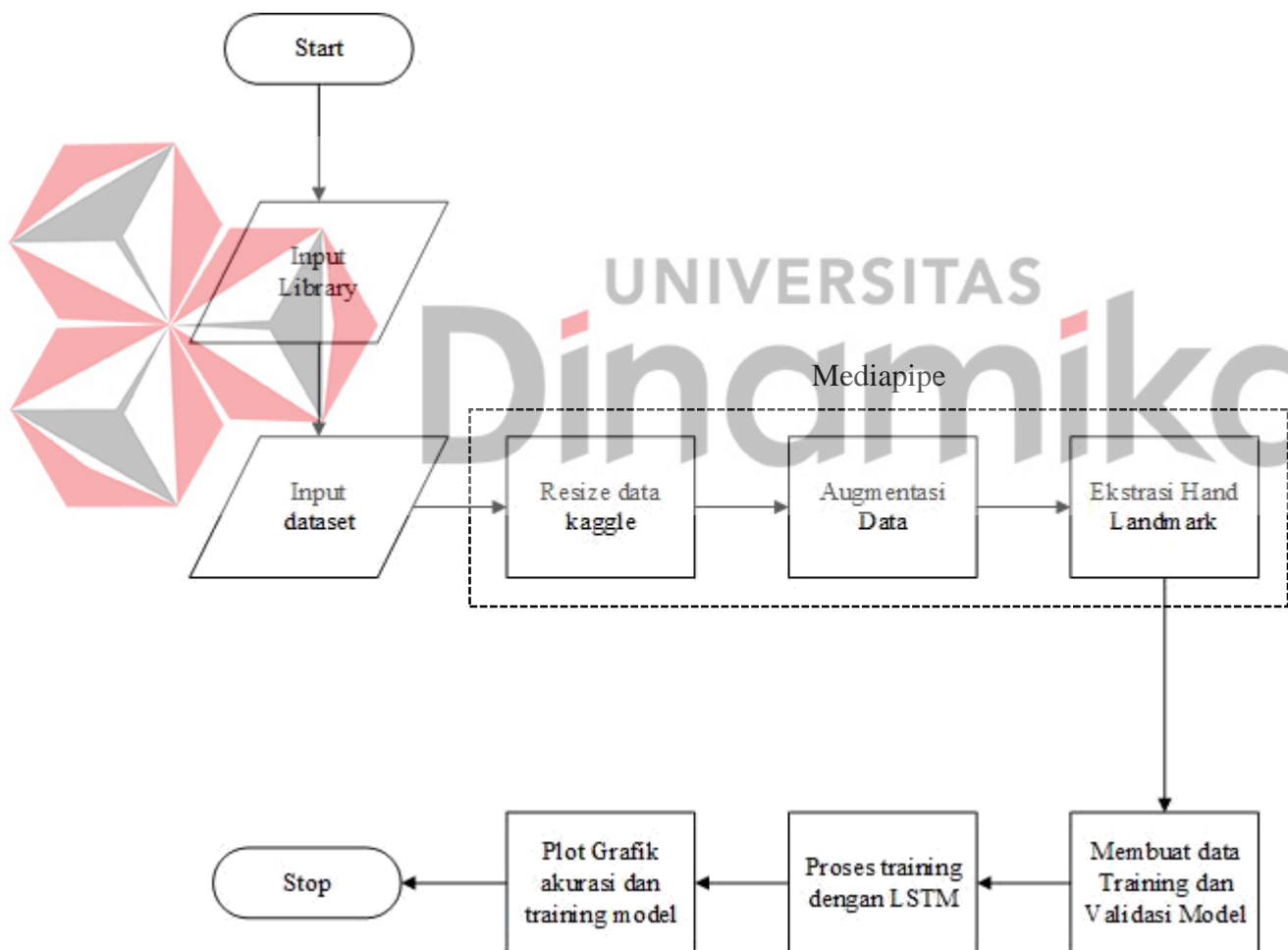
Blok diagram kali ini, mempunyai beberapa inputan dan outputan. Salah untuk inputan adalah Kamera *WebCam* eksternal. Dikarenakan, dalam Tugas Akhir kali ini menggunakan komputer desktop yang tidak mempunyai kamera *Webcam* tidak seperti laptop, yang mempunyai *Webcam* internal sendiri. Untuk outputnya adalah,

dari *Computer Desktop* yang telah disediakan untuk memasang kamera webcam eksternal. Untuk lebih jelas dengan blok diagram akan ditampilkan seperti gambar 3.2.



Gambar 3.2 Blok diagram perangkat keras

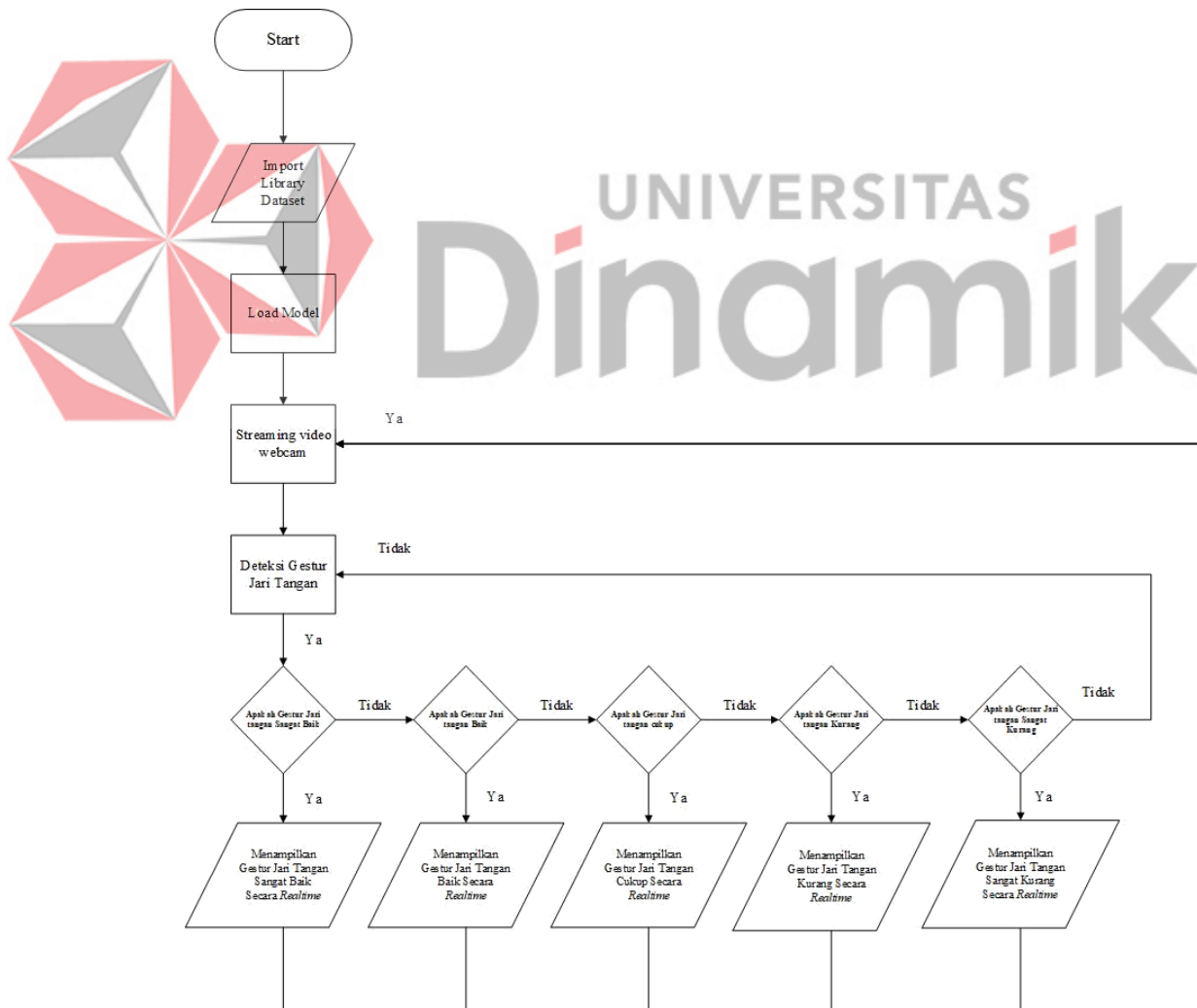
3.4 Flowchart Training Model Long Short-Term Memory Secara Realtime



Gambar 3.3 Flowchart Training algoritma Long Short-Term Memory

Pada gambar 3.3 menunjukkan *Flowchart Training Algoritma Long Short-Term Memory* pada Tugas Akhir kali ini. Memulai dengan *Flowchart Start*, melanjutkan proses import *Library* dan menginputkan *Dataset* yang digunakan, yaitu “Sangat Baik”, “Baik”, “Cukup”, “Kurang”, “Sangat Kurang”. Pada proses selanjutnya seluruh *Dataset* dideteksi oleh *Mediapipe*, dilakukan *Augmentasi* untuk memperbanyak *Dataset*, lalu diubah atau diekstraksi landmarknya menjadi *Array*. File hasil ekstraksi landmark tersebut kemudian ditraining menggunakan model *Long Short-Term Memory*. Hasil *Training* kemudian ditampilkan dalam bentuk grafik dan tabel performanya.

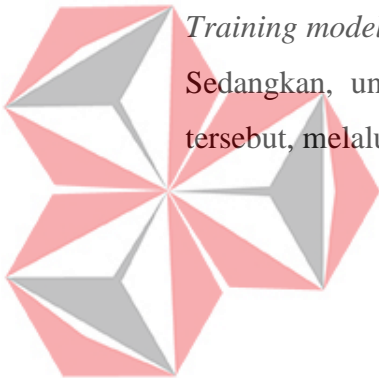
3.5 Flowchart Testing Model Long Short-Term Memory Secara Realtime



Gambar 3.4 *Flowchart Testing model Long Short-Term Memory secara Realtime*

Pada gambar 3.4 menunjukkan hasil *Testing* model *Long Short - Term Memory* secara *Realtime* yang diajukan pada Tugas Akhir ini. Dimulai dari *Start*, lalu menghidupkan webcam eksternal. Setelah menyalakan webcam *Hand Gesture Detection* akan melakukan *Import Library Dataset*, lalu menuju ke simpan *Training Model Dataset*. Setelah melalui proses tersebut, kamera *Webcam* mendeteksi gestur jari tangan menggunakan *Long Short - Term Memory* yang disimpan di dalam *Library Dataset*. Kemudian ada pemeriksaan kondisi *Image Processing* dengan arsitektur *Training Long Short - Term Memory* sedang bekerja di dalam proses deteksi gestur jari tangan. Setelah melakukan pemeriksaan dengan *Hand Gesture Detection*.

Apabila, proses belum selesai atau *False*, maka program tetap melakukan *Training (looping)* ke proses *Hand Gesture Detection Dataset Library*. Jika, kondisinya *True*, maka program berlanjut ke proses validasi *Dataset* dan hasil *Training model* tersebut ditampilkan ke proses deteksi jari tangan secara *Realtime*. Sedangkan, untuk petugas yang berjaga mengecek apakah kebenaran *Dataset* tersebut, melalui media output TV / PC monitor setempat.



UNIVERSITAS
Dinamika

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

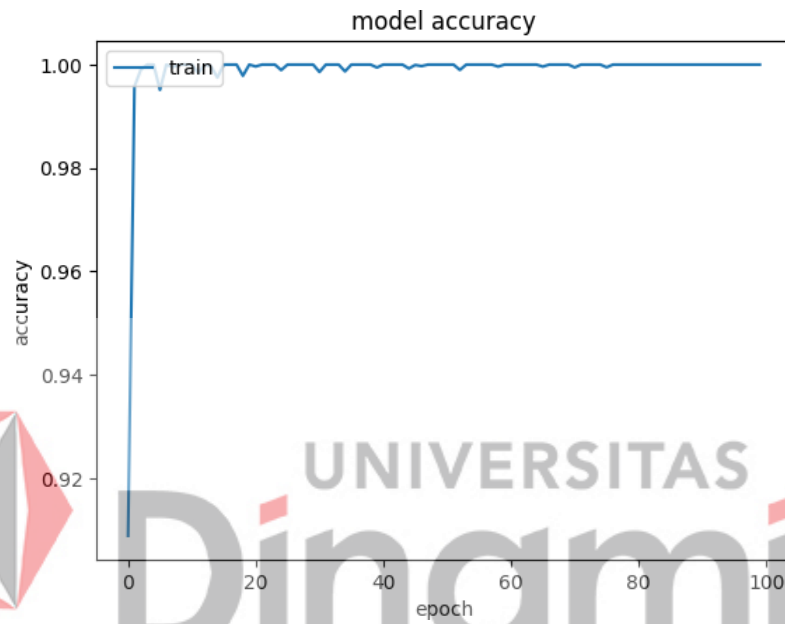
4.1. Hasil Proses *Training Model*

Hasil proses pengujian dan pembahasan dalam penelitian kali ini, dilakukan sesuai dengan *Flowchart* diagram *Training model Long Short - Term Memory*, mulai dari *Rezise* dataset hingga *Augmentasi* data. Pada hasil *Training* tersebut dilakukan sebanyak 100 *Epoch*. Proses *Training* pada LSTM menggunakan *Optimizer* “Adam” Dengan *Loss* “*Categorical_Crossentropy*”. Alasan penulis menggunakan *Optimizer* “Adam” dikarenakan mudah, efisien dan memori yang kecil dalam penerapan *Training Model LSTM*. Hasil dari *Training Model LSTM* didapatkan nilai akurasi mengalami peningkatan yang signifikan pada beberapa *Epoch* awal, selanjutnya nilai akurasi selalu mendekati atau sama dengan 100%. Hal berbanding terbalik untuk nilai *Loss*, dimana pada *Epoch* awal mengalami penurunan yang signifikan, selanjutnya nilai *Loss* selalu mendekati nol. Akurasi merupakan salah satu parameter yang digunakan untuk menghitung performamodel dalam persentase. Akurasi menjadi ukuran seberapa akurat prediksi model dibandingkan data sebenarnya. Peningkatan nilai akurasi selama proses *training* menunjukkan peningkatan sistem dalam mengklasifikasikan dataset dengan benar. *Loss* digunakan untuk mengoptimalkan algoritma pembelajaran model. Nilai *loss* ini menunjukkan seberapa buruk sistem dalam memprediksi dataset pada setiap *epochnya*, sehingga penurunan ini menunjukkan bahwa sistem dapat memprediksi dengan lebih baik seiring dengan berlangsungnya proses *training*. Melihat Lebih Detail dapat dilihat pada tabel 4.1.

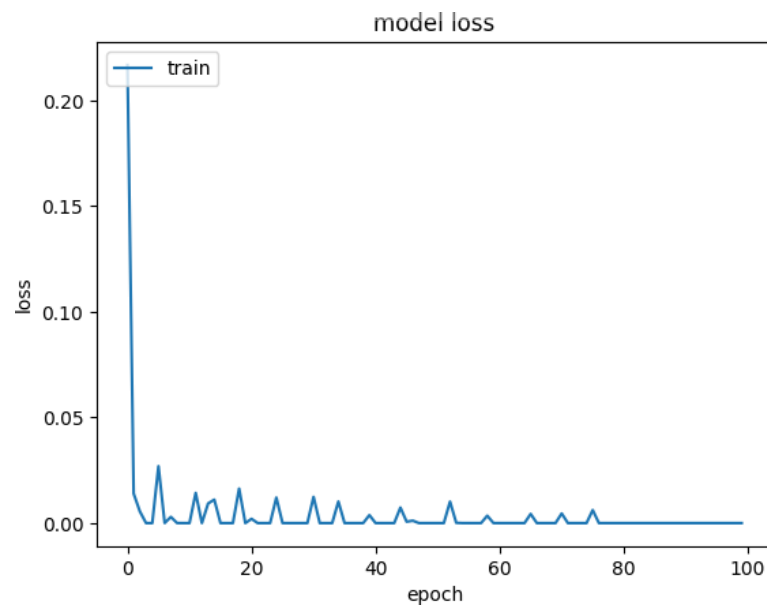
Table 4.1 Hasil *Training model LSTM*

<i>Epochs</i>	Akurasi <i>Training</i> (%)	<i>Loss</i>
10	100	1.2110
20	100	5.3148
30	100	2.6152
40	99.94	0.0038
50	100	3.0369e-09
60	100	2.9280e-06
70	100	3.3319e-09
80	100	6.7346e-09
90	100	0.0000e+00
100	100	0.0000e+00

Pada tabel 4.1 ditunjukkan 2 hasil parameter untuk setiap *Training* dan *Loss*. Akurasi merupakan salah satu parameter yang digunakan untuk menghitung performa model dalam persentase. Akurasi menjadi ukuran seberapa akurat prediksi model dibandingkan data sebenarnya. *Loss* digunakan untuk mengoptimalkan algoritma pembelajaran model. Nilai *Loss* menunjukkan seberapa buruk atau baik model untuk setiap iterasinya. Lebih detail hasil akurasi dan *Loss* ditampilkan dalam bentuk grafik pada gambar 4.1 dan gambar 4.2.



Gambar 4.1 Grafik akurasi hasil *Training*

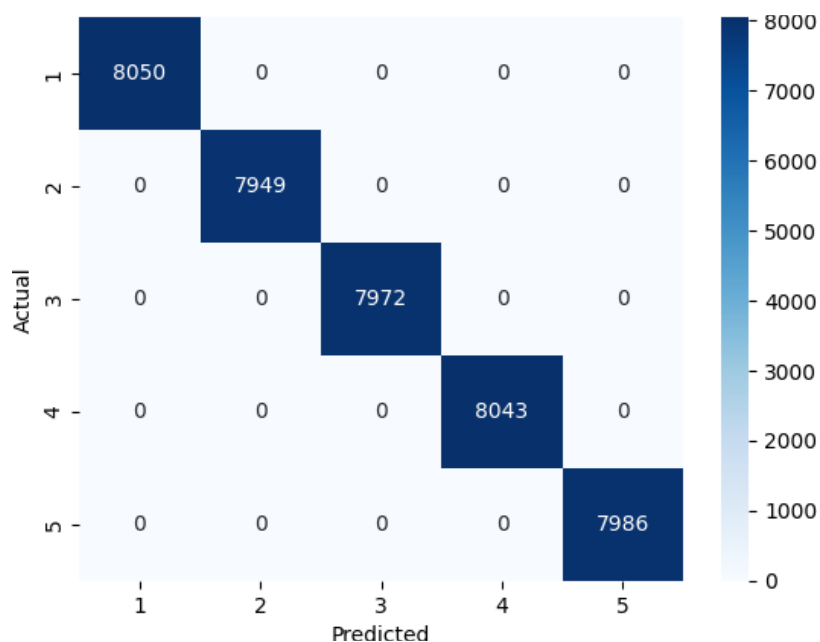


Gambar 4.2 Grafik *Loss* hasil *Training*

Pada grafik akurasi dapat dilihat kenaikan yang sangat signifikan pada *Epoch* awal. Dapat dilihat dibawah *Epoch* 20 nilai akurasi sudah mencapai nilai 100%. Selanjutnya nilai akurasi konstan dengan beberapa kali terdapat *Noise* kecil atau penurunan nilai yang kecil, kemudian kembali pada nilai 100%. Sementara pada grafik *Loss* dapat dilihat penurunan yang juga cukup signifikan pada *Epoch* awal. Dibawah *Epoch* 20 nilai *Loss* sudah mengalami penurunan hingga berada dibawah 0.05, meskipun beberapa kali mengalami kenaikan yang cukup fluktuatif, namun nilai tersebut masih berada di bawah 0.05.

4.2. Hasil Confusion Matrix

Pada proses *Training*, model di ajarkan dengan *Dataset* untuk 5 simbol angka pada SIBI. *Dataset* yang digunakan didapatkan dari kaggle dengan jumlah total 2.500 citra gambar sebelum di *Augmentasi*. Jumlah tersebut meningkat menjadi 400.000 setelah di *Augmentasi*. Untuk mengukur kinerja atau performa dari model dengan lebih mudah digunakan tabel *Confusion Matrix*, karena dapat menggambarkan dengan lebih detail jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar. ditampilkan *Confusion Matrix* dari hasil *Training*. Pengukuran performa dilakukan dengan menggunakan 20% dari total seluruh *Dataset*, didapatkan bahwa hasil *Klasifikasi* model terhadap *Dataset* sangat baik, karena setiap simbol dapat terklasifikasi ke 5 simbol dataset. Pada gambar 4.3 ditampilkan *Confusion Matrix* dari hasil *Training* dengan *Dataset* ekstraksi *Hand Landmark*, didapatkan sebagian besar dataset telah terklasifikasikan dengan tepat, sehingga untuk simbol yang digunakan pada *Testing* yaitu simbol “Sangat Baik”, “Baik”, “Cukup”, “Kurang” dan “Sangat Kurang” juga terklasifikasi dengan tepat.



Gambar 4.3 *Confusion matrix* model LSTM

Pada gambar 4.3 dapat dilihat tingkat ketepatan prediksi yang dilakukan oleh sistem terhadap 20% *Dataset* mencapai akurasi 100%. Secara berturut-turut terdapat 8.050 data dengan nilai aktual 1 dan diprediksi sebagai 1. 7.949 data dengan nilai aktual 2 dan diprediksi sebagai 2, begitu selanjutnya untuk data-data lainnya. Sementara tidak ada data yang memiliki nilai aktual dan prediksi yang berbeda, sehingga dapat dipastikan bahwa nilai akurasi adalah 100%.

4.3 Uji Performa *Long Short – Term Memory*

Setelah mendapatkan hasil proses *Confusion Matrix*, maka penulis dapat menghitung nilai performance metrics yang umum dan sering digunakan, yaitu: *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*, dan dapat dilihat dalam tabel 4.2. Penggunaan nilai akurasi untuk mengukur performa suatu model masih belum cukup, sehingga perlu digunakan parameter lainnya sebagai ukuran kualitas model. Pada penelitian ini digunakan beberapa parameter, yaitu: *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Hasil yang didapatkan untuk keseluruhan simbol adalah *precision* 100%, *Recall* 100%, *F1-Score* 100%. Sementara untuk nilai pada masing-masing simbol dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil performa model *Long Short-Term Memory*

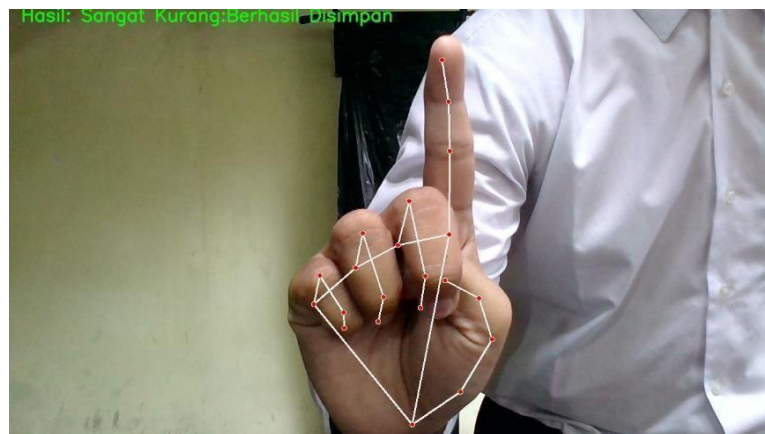
	<i>PRECISION</i>	<i>RECALL</i>	<i>F1-SCORE</i>	<i>SUPPORT</i>
1	1.00	1.00	1.00	8050
2	1.00	1.00	1.00	7949
3	1.00	1.00	1.00	7972
4	1.00	1.00	1.00	8043
5	1.00	1.00	1.00	7986
ACCURACY			1.00	40000
MACRO AVG	1.00	1.00	1.00	40000
WEIGHTED AVG	1.00	1.00	1.00	40000

4.4 Pengujian *Testing Mediapipe* dan *Long Shot – Term Memory*

Dalam pengujian *Testing* kali ini, penulis membagi beberapa *Testing* pengujian. Salah satunya adalah pengujian *Testing* 5 simbol gestur jari tangan “Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang dan Sangat Kurang”. Dengan menggunakan beberapa metode, salah satunya adalah pengujian dan pengambilan data *Mediapipe Hand Landmarks* dan *Metode Long Short – Term Memory*. Dalam pengujian Tugas Akhir kali ini, penulis membuat jarak pengujian, mulai dari jarak terdekat 30 cm hingga jarak terjauh dalam 250 cm. Dengan ketinggian 100 cm dari permukaan tanah, menyesuaikan dengan tinggi rata-rata tubuh manusia di Indonesia.

File dengan *Extention h5* yang sebelumnya di *Augmentasi* data disimpan harus ditransfer pada program *Testing*, sebelum kemudian digunakan untuk prediksi dan pengujian. Proses ini juga bertujuan untuk mengetahui berapa besar nilai persentase ketepatan prediksi dan nilai FPS pada masing-masing jarak. Tidak hanya itu saja, penulis mengambil data dari parameter uji tersebut, salah satunya adalah mengambil data FPS dan presentasi akurasi ketepatan.

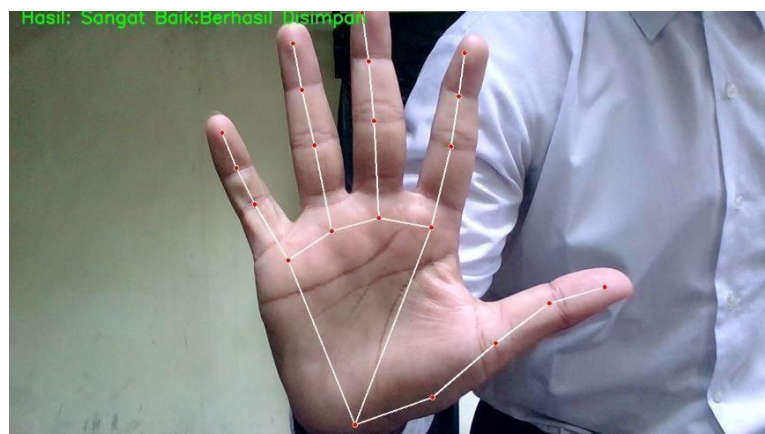
4.4.1 Pengujian *Testing* pada jarak 30 cm



Gambar 4.4 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 30cm dan simbol sangat kurang



Gambar 4.5 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 30cm dan simbol cukup



Gambar 4.6 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 30cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 30 cm menjadi jarak terdekat dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol adalah 100%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 30 cm adalah 100%. Lebih detil hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 30 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 30 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak			
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
Persentase Prediksi			100%		100%		100%		100%		100%	
Rata-rata Persentase			100%									

Sementara itu, pengujian juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai FPS pada pengujian masing-masing simbol adalah ‘Sangat Baik’ sebesar 4.08 FPS, ‘Baik’ sebesar 4.1 FPS, ‘Cukup’ sebesar 4.12 FPS,

'Kurang' sebesar 4.5 FPS, dan 'Sangat Kurang' sebesar 4.5 FPS, sehingga secara keseluruhan didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 30 cm adalah 4.26 FPS. Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.4.

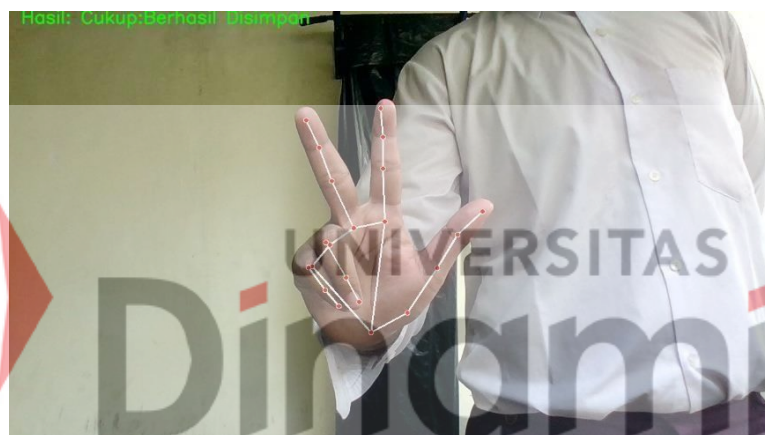
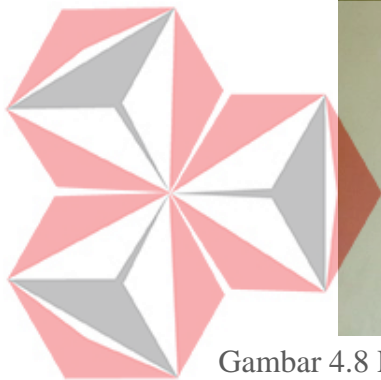
Tabel 4.4 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 30 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 30 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tanga)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	3.5	3.8	4.0	3.2	3.2
		2	3.8	3.7	3.8	3.2	3.5
		3	3.9	3.5	3.8	3.7	4.0
		4	3.5	3.8	3.8	3.9	3.2
		5	3.8	4.1	4.0	3.5	4.0
2	Subjek Ke 2	1	4.0	3.6	3.6	4.3	4.0
		2	4.2	4.3	4.2	4.3	4.8
		3	4.1	3.8	3.7	3.8	4.5
		4	4.0	4.2	3.9	4.4	4.5
		5	3.8	3.9	3.8	3.7	3.9
3	Subjek Ke - 3	1	3.9	3.2	3.4	2.7	3.6
		2	3.6	4.0	3.9	3.4	3.8
		3	2.9	4.2	3.8	4.0	3.6
		4	3.7	3.4	4.0	3.8	4.6
		5	4.8	4.0	4.9	5.0	4.0
4	Subjek Ke 4	1	4.7	4.9	4.7	5.0	4.4
		2	4.8	4.7	4.6	4.6	4.3
		3	4.3	4.6	4.8	4.7	4.8
		4	4.6	4.5	4.2	4.6	4.5
		5	4.7	4.6	4.4	4.6	4.6
5	Subjek Ke 5	1	3.6	4.8	4.0	4.6	4.5
		2	4.7	4.3	4.6	4.3	4.6
		3	3.9	4.0	4.5	4.4	4.4
		4	4.7	4.3	3.9	4.6	4.3
		5	4.4	4.3	4.6	4.5	4.5
Rata-rata FPS setiap simbol			4.08	4.1	4.12	4.5	4.5
Rata-rata FPS jarak 30 cm			4.26				

4.4.2 Pengujian *Testing* pada jarak 50 cm



Gambar 4.7 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 50cm dan simbol sangat kurang



Gambar 4.8 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 50cm dan simbol cukup



Gambar 4.9 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 50cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 50 cm menjadi terdekat kedua dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol adalah 100%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 50 cm adalah 100%. Lebih detil hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 50 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 50 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tanga)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
Persentase Prediksi			100%		100%		100%		100%		100%	
Rata-rata Persentase			100%									

Pengujian selanjutnya juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai FPS pada pengujian masing-masing simbol adalah ‘Sangat Baik’ sebesar 5.6 FPS, ‘Baik’ sebesar 5.6 FPS, ‘Cukup’ sebesar 5.4 FPS, ‘Kurang’

sebesar 4.1 FPS, dan ‘Sangat Kurang’ sebesar 4.7 FPS, sehingga secara keseluruhan didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 50 cm adalah 5.08 FPS. Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 50 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 50 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tanga)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	5.4	5.3	5.3	5.7	5.3
		2	5.3	5.9	5.4	5.4	5.7
		3	5.8	5.9	5.5	5.0	5.2
		4	5.9	4.9	5.3	5.6	5.6
		5	5.4	5.4	5.4	5.4	5.2
2	Subjek Ke 2	1	5.5	5.4	5.4	6.0	5.4
		2	5.9	5.9	5.3	5.3	5.5
		3	6.0	5.8	5.5	5.4	5.0
		4	5.4	5.8	5.3	4.8	5.0
		5	5.4	5.9	5.3	5.6	4.9
3	Subjek Ke - 3	1	5.4	5.4	5.8	5.4	4.9
		2	5.9	6.0	5.3	5.3	5.4
		3	5.4	5.4	5.3	5.5	5.0
		4	5.9	5.4	5.6	5.4	5.4
		5	5.9	5.8	5.4	5.4	5.0
4	Subjek Ke 4	1	5.1	5.4	5.7	5.4	5.3
		2	5.4	5.9	5.4	5.1	4.6
		3	5.4	5.3	5.4	4.6	5.5
		4	5.8	5.3	5.4	5.2	4.9
		5	5.8	5.7	5.3	5.8	5.0
5	Subjek Ke 5	1	4.9	5.6	5.4	5.4	5.4
		2	5.4	5.9	5.4	5.4	5.4
		3	5.9	6.0	5.4	5.4	5.2
		4	5.8	5.4	5.1	5.4	5.5
		5	5.8	5.7	5.4	4.1	4.7
Rata-rata FPS setiap simbol			5.6	5.6	5.4	4.1	4.7
Rata-rata FPS jarak 50 cm			5.08				

4.4.3 Pengujian *Testing* pada jarak 100 cm



Gambar 4.10 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 100cm dan simbol sangat kurang



Gambar 4.11 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 100cm dan simbol cukup



Gambar 4.12 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 100cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 100 cm menjadi jarak terdekat dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol adalah 100%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 100 cm adalah 100%. Lebih detil hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 100 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 100 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tanga)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak			
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
Persentase Prediksi			100%		100%		100%		100%		100%	
Rata-rata Persentase			100%									

Sementara itu, pengujian juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai FPS pada pengujian masing-masing simbol adalah ‘Sangat Baik’ sebesar 5.8 FPS, ‘Baik’ sebesar 6.0 FPS, ‘Cukup’ sebesar 5.7 FPS, ‘Kurang’

sebesar 5.7 FPS, dan 'Sangat Kurang' sebesar 5.6 FPS, sehingga secara keseluruhan didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 100 cm adalah 5.76 FPS. Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 100 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 100 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	5.9	5.9	4.9	5.5	5.4
		2	5.8	5.8	5.9	5.8	5.4
		3	6.2	5.9	5.8	5.8	5.9
		4	5.9	5.8	6.0	5.7	5.5
		5	5.9	5.9	5.8	6.0	5.5
2	Subjek Ke 2	1	5.8	5.8	6.2	6.1	6.1
		2	5.8	5.9	5.8	5.8	5.4
		3	4.6	5.9	5.9	5.9	5.4
		4	5.8	5.8	5.3	5.9	5.6
		5	6.7	5.9	5.7	5.9	5.0
3	Subjek Ke - 3	1	5.8	5.9	4.0	5.8	5.4
		2	5.9	6.4	5.8	5.9	6.2
		3	5.8	5.9	5.8	5.9	5.9
		4	5.8	6.4	5.9	5.9	5.4
		5	6.0	5.9	6.3	5.8	5.4
4	Subjek Ke 4	1	5.9	6.4	5.7	5.9	5.8
		2	4.8	6.4	5.2	5.4	5.5
		3	5.8	6.3	6.1	6.0	5.5
		4	5.8	6.0	6.0	4.6	5.7
		5	5.8	5.8	5.9	5.9	5.0
5	Subjek Ke 5	1	5.8	5.9	5.9	6.0	5.9
		2	5.4	6.6	5.9	5.8	6.0
		3	5.9	6.4	5.8	5.9	5.7
		4	6.3	5.9	6.1	6.1	5.4
		5	5.8	5.8	5.9	5.6	5.4
Rata-rata FPS setiap simbol			5.8	6.0	5.7	5.7	5.6
Rata-rata FPS jarak 100 cm			5.76				

4.4.4 Pengujian *Testing* pada jarak 150 cm



Gambar 4.13 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 150cm dan simbol sangat kurang



Gambar 4.14 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 150cm dan simbol cukup



Gambar 4.15 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 150cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 150 cm menjadi jarak terdekat dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol adalah 100%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 150 cm adalah 100%. Lebih detail hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 150 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 150 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tanga)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓		✓		✓		✓	
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
Persentase Prediksi			100%		100%		100%		100%		100%	
Rata-rata Persentase			100%									

Sementara itu, pengujian juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai FPS pada pengujian masing-masing simbol adalah ‘Sangat Baik’ sebesar 4.8 FPS, ‘Baik’ sebesar 5.8 FPS, ‘Cukup’ sebesar 5.9 FPS, ‘Kurang’ sebesar 5.6 FPS, dan ‘Sangat Kurang’ sebesar 6.1 FPS, sehingga secara keseluruhan

didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 150 cm adalah 5.66 FPS.

Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.10.

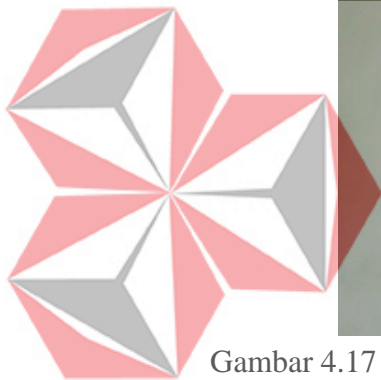
Tabel 4.10 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 150 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 150 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	5.4	4.6	5.8	6.7	5.9
		2	4.6	6.5	6.4	6.3	6.1
		3	5.0	5.8	5.9	5.9	6.4
		4	5.2	6.5	4.4	5.9	5.8
		5	4.9	5.9	5.0	5.9	6.3
2	Subjek Ke 2	1	5.0	4.6	5.5	6.7	6.5
		2	5.0	5.9	6.3	6.4	6.1
		3	4.6	5.8	6.4	5.4	6.4
		4	5.2	6.5	5.6	6.1	6.5
		5	5.1	5.9	6.4	5.4	5.9
3	Subjek Ke - 3	1	5.1	4.5	6.4	6.4	5.8
		2	4.9	5.8	6.5	6.4	5.9
		3	5.1	6.4	6.4	5.8	5.9
		4	4.6	5.9	4.3	5.9	5.8
		5	4.9	5.9	6.3	5.9	6.5
4	Subjek Ke 4	1	4.9	4.5	6.6	6.7	5.9
		2	4.9	6.4	5.9	6.7	6.4
		3	5.0	6.5	5.9	6.5	6.2
		4	4.7	6.5	5.7	5.8	5.9
		5	4.9	6.4	5.9	5.9	5.8
5	Subjek Ke 5	1	5.2	4.7	6.0	6.0	6.5
		2	4.2	5.9	6.3	5.8	6.3
		3	5.0	6.7	5.3	5.9	6.5
		4	4.6	6.5	6.4	6.1	5.9
		5	4.8	6.6	6.6	5.6	5.8
Rata-rata FPS setiap simbol			4.9	5.8	5.9	5.6	6.1
Rata-rata FPS jarak 150 cm			5.66				

4.4.5 Pengujian Testing pada jarak 200 cm



Gambar 4.16 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 200cm dan simbol sangat kurang



Gambar 4.17 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 200cm dan simbol cukup



Gambar 4.18 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 200cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 200 cm menjadi jarak terdekat dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol secara berturut-turut adalah “Sangat Baik” sebesar 100%, ‘Baik’ sebesar 100%, ‘Cukup’ sebesar 64%, ‘Kurang’ sebesar 92%, dan ‘Sangat Kurang’ sebesar 4%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 200 cm adalah 72%. Lebih detail hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 200 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 200 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak			
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓			✓
		2	✓		✓		✓		✓			✓
		3	✓		✓		✓		✓			✓
		4	✓		✓		✓		✓			✓
		5	✓		✓		✓		✓			✓
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓			✓		✓
		2	✓		✓		✓		✓		✓	
		3	✓		✓		✓		✓		✓	
		4	✓		✓		✓		✓		✓	
		5	✓		✓		✓		✓		✓	
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓		✓	✓
		2	✓		✓		✓		✓		✓	✓
		3	✓		✓		✓		✓		✓	✓
		4	✓		✓		✓		✓		✓	✓
		5	✓		✓		✓		✓		✓	✓
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓			✓	✓			✓
		2	✓		✓			✓	✓			✓
		3	✓		✓			✓	✓			✓
		4	✓		✓		✓		✓			✓
		5	✓		✓		✓		✓			✓
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓			✓	✓			✓
		2	✓		✓			✓		✓		✓
		3	✓		✓		✓		✓			✓
		4	✓		✓		✓		✓			✓
		5	✓		✓		✓		✓			✓
Persentase Prediksi			100%		100%		64%		92%		4%	
Rata-rata Persentase			72%									

Sementara itu, pengujian juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai fps pada pengujian masing-masing simbol adalah “Sangat Baik” sebesar 5.5 FPS, ‘Baik’ sebesar 5.6 FPS, ‘Cukup’ sebesar 5.5 FPS, ‘Kurang’

sebesar 5.4 FPS, dan 'Sangat Kurang' sebesar 5.3 FPS, sehingga secara keseluruhan didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 200 cm adalah 5.46 FPS. Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 200 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 200 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	5.3	5.9	5.7	5.4	5.0
		2	4.6	5.8	5.4	5.6	5.2
		3	5.7	5.4	5.4	5.4	4.9
		4	5.4	5.9	5.7	5.3	5.3
		5	5.7	5.4	5.7	5.4	5.1
2	Subjek Ke 2	1	5.8	6.0	5.5	5.8	5.4
		2	5.8	5.9	5.3	5.0	5.4
		3	5.7	5.3	5.6	5.2	5.3
		4	6.1	5.8	5.5	4.9	5.3
		5	5.4	5.4	5.4	5.4	5.0
3	Subjek Ke - 3	1	5.5	5.9	5.4	4.9	5.3
		2	5.5	5.4	5.3	5.9	5.4
		3	5.8	5.3	5.5	5.3	5.1
		4	5.4	5.8	5.1	5.9	5.3
		5	5.7	4.3	5.6	5.3	4.9
4	Subjek Ke 4	1	5.7	5.8	5.5	5.4	5.4
		2	5.5	5.7	5.9	5.4	5.5
		3	5.7	5.9	5.5	5.2	5.2
		4	5.8	6.0	5.3	5.2	5.2
		5	6.1	5.3	5.4	5.4	5.4
5	Subjek Ke 5	1	5.2	5.2	5.8	5.4	5.6
		2	5.1	5.6	5.2	5.8	5.8
		3	4.9	6.0	5.5	5.1	5.2
		4	5.5	5.3	5.4	5.2	5.7
		5	5.8	5.6	5.1	5.7	6.0
Rata-rata FPS setiap simbol			5.5	5.6	5.5	5.4	5.3
Rata-rata FPS jarak 200 cm			5.46				

4.4.6 Pengujian Testing pada jarak 250 cm



Gambar 4.19 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 250cm dan simbol kurang



Gambar 4.20 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 250cm dan simbol baik



Gambar 4.21 Hasil gambar pengujian *Mediapipe Hand Landmark* dengan jarak 250cm dan simbol sangat baik

Pengujian model pada jarak 250 cm menjadi jarak terdekat dalam pengujian. Hasilnya didapatkan bahwa persentase ketepatan prediksi untuk seluruh simbol secara berturut-turut adalah “Sangat Baik” sebesar 100%, ‘Baik’ sebesar 96%, ‘Cukup’ sebesar 4%, ‘Kurang’ sebesar 84%, dan ‘Sangat Kurang’ sebesar 0%, sehingga didapatkan secara keseluruhan rata-rata persentase ketepatan prediksi pada jarak 250 cm adalah 56.8%. Lebih detil hasil dari pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.13.

Tabel 4.13 Hasil Prediksi model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 250 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	Akurasi Deteksi Model Dengan Jarak 250 cm									
			Deteksi Simbol Jari Tangan									
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)		Baik (4 Jari Tangan)		Cukup (3 Jari Tangan)		Kurang (2 Jari Tangan)		Sangat Kurang (1 Jari Tangan)	
Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak	Iya	Tidak			
1	Subjek Ke 1	1	✓		✓		✓		✓			✓
		2	✓		✓			✓	✓			✓
		3	✓		✓			✓	✓			✓
		4	✓		✓			✓	✓			✓
		5	✓		✓			✓	✓			✓
2	Subjek Ke 2	1	✓		✓		✓			✓		✓
		2	✓		✓		✓			✓		✓
		3	✓		✓		✓			✓		✓
		4	✓		✓		✓			✓		✓
		5	✓		✓		✓			✓		✓
3	Subjek Ke - 3	1	✓		✓		✓		✓			✓
		2	✓		✓		✓		✓			✓
		3	✓		✓		✓		✓			✓
		4	✓		✓		✓		✓			✓
		5	✓		✓		✓		✓			✓
4	Subjek Ke 4	1	✓		✓			✓	✓			✓
		2	✓		✓			✓	✓			✓
		3	✓		✓			✓	✓			✓
		4	✓		✓			✓	✓			✓
		5	✓		✓			✓	✓			✓
5	Subjek Ke 5	1	✓		✓			✓	✓			✓
		2	✓		✓			✓	✓			✓
		3	✓		✓			✓	✓			✓
		4	✓		✓			✓		✓		✓
		5	✓		✓			✓	✓			✓
Persentase Prediksi			100%		96%		4%		84%		0%	
Rata-rata Persentase			56.8%									

Sementara itu, pengujian juga dilakukan untuk mengetahui besar nilai *Frame per Second* pada saat sistem dijalankan. Pada hasil pengujian didapatkan, secara berurutan nilai FPS pada pengujian masing-masing simbol adalah “Sangat Baik” sebesar 5.9 FPS, ‘Baik’ sebesar 6.0 FPS, ‘Cukup’ sebesar 5.5 FPS, ‘Kurang’

sebesar 5.1 FPS, dan ‘Sangat Kurang’ sebesar 5.5 FPS, sehingga secara keseluruhan didapatkan rata-rata nilai *Frame per Second* untuk jarak 250 cm adalah 5.6 FPS. Lebih detail dapat melihat hasil pengujian pada tabel 4.14.

Tabel 4.14 Hasil FPS model *Long Short-Term Memory* dengan jarak 250 cm

No	Subjek Uji	Percobaan Ke -	<i>Frame per Second</i> Deteksi Model Dengan Jarak 250 cm				
			Deteksi Simbol Jari Tangan				
			Sangat Baik (5 Jari Tangan)	Baik (4 Jari Tangan)	Cukup (3 Jari Tangan)	Kurang (2 Jari Tangan)	Sangat Kurang (1 Jari Tangan)
1	Subjek Ke 1	1	5.5	5.8	5.1	6.1	5.7
		2	6.2	6.6	6.5	5.8	5.9
		3	6.5	6.8	6.4	5.8	5.9
		4	6.5	6.7	5.7	5.9	5.8
		5	5.8	6.7	5.8	5.8	5.3
2	Subjek Ke 2	1	6.4	6.2	5.9	6.0	5.8
		2	5.8	6.5	5.9	5.9	5.8
		3	6.4	6.4	5.9	5.9	5.8
		4	6.0	6.1	5.5	5.9	5.2
		5	5.5	6.1	5.8	6.4	5.9
3	Subjek Ke - 3	1	6.5	5.8	5.8	6.1	5.7
		2	5.5	5.4	5.2	6.2	6.1
		3	5.8	5.2	5.5	5.9	6.2
		4	5.4	4.9	5.5	5.2	5.4
		5	5.7	5.5	6.0	5.5	5.5
4	Subjek Ke 4	1	5.7	6.3	6.2	6.3	6.2
		2	5.5	5.6	5.9	6.0	5.2
		3	5.7	6.0	5.9	6.3	5.9
		4	5.8	6.3	5.8	6.2	6.0
		5	6.1	6.3	5.4	5.9	5.4
5	Subjek Ke 5	1	5.2	5.9	5.1	6.1	5.8
		2	6.0	5.8	5.3	6.2	5.7
		3	5.4	5.1	5.2	5.1	5.9
		4	5.8	5.5	5.2	5.2	5.6
		5	6.0	5.6	5.5	5.1	5.5
Rata-rata FPS setiap simbol			5.9	6.0	5.5	5.1	5.5
Rata-rata FPS jarak 250 cm			5.6				

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari proses penerapan Bab sebelumnya, penulis mendapatkan data berupa hasil pengujian dan perbandingan. Dan di dapatkan beberapa kesimpulan, yaitu:

1. Deteksi lima gestur jari menggunakan Mediapipe dan model LSTM berhasil dilakukan dengan akurasi 100% dan loss 0 dengan 250 epoch. Pengujian performa dibuktikan dengan parameter *Precision 100%*, *Recall 100%*, dan *F1-Score 100%*, untuk 20% dataset.
2. Hasil akurasi dilakukan dengan variasi perubahan jarak sebagai berikut; pada jarak 30 cm sebesar 100%, 50 cm sebesar 100%, 100 cm sebesar 100%, 150 cm sebesar 100%, 200 cm sebesar 72%, dan 250 cm sebesar 56.8%.
3. Proses deteksi mendapatkan nilai rata rata *Frame per Second* (FPS) sebagai berikut; pada jarak adalah 30 cm sebesar 4.26 FPS, 50 cm sebesar 5.08 FPS, 100 cm sebesar 5.76 FPS, 150 cm sebesar 5.66 FPS, 200 cm sebesar 5.46 FPS, dan 250 cm sebesar 5.6 FPS.

5.2 Saran

Beberapa saran dari penulis pada penelitian kali ini, agar menjadi lebih baik dan bagus, yaitu:

1. Sistem yang digunakan pada penelitian ini hanya dapat menyimpan hasil *Survey* berupa *Image* dengan tulisan hasil prediksinya. Untuk memudahkan dalam memproses data, maka sebaiknya data yang disimpan berupa text pada suatu tabel seperti excel.
2. Sistem ini nantinya digunakan di beberapa titik pelayanan publik di Surabaya. Untuk dapat menghubungkan seluruh data, maka harus dikembangkan proses penyimpanan data menggunakan *Database Cloud*.
3. Membuat aplikasi yang dapat menjalankan sistem *Survey* untuk memudahkan dalam penggunaannya

DAFTAR PUSTAKA

- Cilik, N. P., 2019. *Bahasa Isyarat Angka (BISINDO dan SIBI)*. [Online] Available at: <https://www.penuliscilik.com/bahasa-isyarat-angka> [Diakses 24 12 2022].
- Halder, A. & Tayade, A., 2021. Real-time Vernacular Sign Language Recognition using MediaPipe and Machine Learning. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 2(5), pp. 9-17.
- Herdiana, D. et al., 2021. Pelatihan Penggunaan Aplikasi e-Court untuk Paralegal di Lembaga Bantuan Hukum "Unggul". *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(1), pp. 110-115.
- Hidayatullah, A. M., 2022. *Sistem Deteksi Simbol Pada Sibi (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Secara Realtime Menggunakan MobilenET-SSD*, Surabaya: Repository Dinamika.
- Imandari, I. R., 2018. *Bahasa Isyarat Sebagai Ide Dasar Penciptaan Motif Pada Batik Bahan Sandang Untuk Remaja Putri*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Jupyter, 2022. *Jupyter Notebook*. [Online] Available at: <https://jupyter.org/> [Diakses 10 12 2022].
- MediapipeDev, 2019. *Live ML anywhere*. [Online] Available at: <https://google.github.io/mediapipe/> [Diakses 16 9 2021].
- Nasir, M. C., Sudaryanto, E. & Kusumaningrum, H., 2021. Penggunaan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Sebagai Media Komunikasi. *Konferensi Nasional*.
- Nautica, M. R. P., 2022. *Hand Gesture Detection sebagai Alat Bantu Ajar Berhitung menggunakan Mediapipe dan Convolutional Neural Network secara Realtime*, Surabaya: Repository Dinamika.
- Negara, M. P. A. ". U. P. I. K. M. U. P. I. P. & Pendayagunaan Aparatur, K., 2004. *Pedoman Umum Penyusunan Indeks Kepuasan Masyarakat Unit Pelayanan Instansi Pemerintah*. Jakarta: Menteri Pendayagunaan Aparatur. "Pedoman Umum Penyusunan Indeks Kepuasan Masyarakat Unit Pelayanan Instansi Pemerintah 2004.
- Rahmadzani, R. F., 2021. *Cara Kerja Long Short-Term Memory (LSTM) | Catatan Penelitian #11*. [Online] Available at: <https://rifqifai.com/cara-kerja-long-short-term-memory-lstm/> [Diakses 10 12 2022].
- Ramdhon, A. N. & Febriya, F., 2021. Penerapan Face Recognition Pada Sistem Presensi. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 2(1).
- Scarpino, M., 2018. *TensorFlow For Dummies*. s.l.:For Dummies.