

PENGEMBANGAN SISTEM PENERJEMAH BIDIRECTIONAL BISINDO BERBASIS *LEAP MOTION* DAN *MULTILAYER PERCEPTRON*

Chandrasena Setiadi ¹, Zahrotul Camelia ², Mila Kusumawardani ³, Isa Mahfudi ⁴

^{1,2,3} Jaringan Telekomunikasi Digital, Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang

⁴ Teknik Telekomunikasi, Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang

Jl. Soekarno Hatta No.9, Jatimulyo, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur, Indonesia

chandrasenasetiadi@polinema.ac.id

ABSTRAK

Komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum masih menghadapi kendala akibat perbedaan media komunikasi yang digunakan. Berbagai penelitian pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) telah dikembangkan menggunakan pendekatan berbasis kamera RGB, namun metode tersebut masih dipengaruhi kondisi pencahayaan, latar belakang, dan umumnya hanya mendukung penerjemahan satu arah. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem penerjemah bidirectional BISINDO berbasis *Leap Motion Controller* dan *Multilayer Perceptron* (MLP) untuk mendukung komunikasi dua arah. Metode penelitian meliputi akuisisi data gestur menggunakan *Leap Motion Controller* yang menghasilkan data koordinat tiga dimensi tangan dan jari, dilanjutkan dengan preprocessing berupa pembersihan dan normalisasi data. Model klasifikasi dibangun menggunakan MLP dengan dua *hidden layer* dan diimplementasikan dalam sistem berbasis Python yang terintegrasi dengan FastAPI, *Speech-to-Text* (STT), dan *Text-to-Speech* (TTS). Sistem menyediakan dua mode komunikasi, yaitu *gesture-to-text/audio* dan *audio-to-sign*. Hasil pengujian menggunakan 2080 data dari 26 kelas gestur BISINDO menunjukkan *accuracy* sebesar 95,87%, *precision* sebesar 95,12%, *recall* sebesar 94,76%, dan F1-score sebesar 94,93%. Sistem juga berhasil mengimplementasikan penerjemahan dua arah secara *real-time* melalui konversi gestur menjadi teks dan audio serta konversi audio menjadi representasi visual bahasa isyarat. Berdasarkan hasil tersebut, penggunaan *Leap Motion Controller* dan MLP mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik serta mendukung pengembangan sistem penerjemah BISINDO yang interaktif, stabil terhadap perubahan lingkungan, dan efektif untuk komunikasi dua arah.

Kata kunci : *BISINDO, Bidirectional, Leap Motion Controller, Multilayer Perceptron, Penerjemah Bahasa Isyarat*

1. PENDAHULUAN

Komunikasi merupakan aspek penting dalam kehidupan manusia karena berperan dalam pertukaran informasi, interaksi sosial, pendidikan, serta aktivitas sehari-hari. Namun, bagi penyandang tunarungu dan tunawicara, proses komunikasi dengan masyarakat umum masih menjadi tantangan akibat perbedaan media komunikasi yang digunakan. Salah satu media komunikasi utama yang digunakan oleh komunitas tuli di Indonesia adalah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) [1][2].

BISINDO berkembang secara alami dalam komunitas tuli dan dinilai lebih komunikatif serta mudah dipahami oleh penggunaannya. Akan tetapi, rendahnya pemahaman masyarakat umum terhadap BISINDO menyebabkan terjadinya kesenjangan komunikasi yang berdampak pada keterbatasan interaksi sosial, akses pendidikan, maupun penyampaian informasi [3][4][5].

Kondisi tersebut menunjukkan perlunya solusi teknologi yang mampu menjembatani komunikasi antara penyandang tuli dan masyarakat umum secara lebih efektif dan interaktif [6].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan computer vision telah mendorong lahirnya berbagai penelitian mengenai sistem pengenalan bahasa isyarat otomatis [7].

Berbagai metode berbasis citra telah dikembangkan untuk mengenali gestur tangan, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN)[1][8], *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT)[9], *MediaPipe*[2][8], transfer learning[10], serta model deteksi objek berbasis YOLO[5].

Beberapa penelitian menunjukkan performa yang cukup baik dalam pengenalan bahasa isyarat.

Kombinasi metode SIFT dan CNN dilaporkan mampu mencapai akurasi hingga 99,78% [9], sedangkan implementasi *MobileNetV2* memperoleh akurasi pengujian sebesar 93,33% [3].

Penelitian lain berbasis *EfficientNet* pada perangkat Android menghasilkan akurasi sebesar 99,24% [4], sementara pendekatan YOLOv8 menunjukkan nilai *precision* sebesar 95,8% dan *recall* sebesar 97,4%[5]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan deep learning memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola gestur bahasa isyarat.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian yang telah dilakukan masih menggunakan pendekatan berbasis kamera RGB sehingga performa sistem sangat dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, latar belakang, sudut pengambilan gambar, serta kualitas kamera yang digunakan. Proses ekstraksi fitur visual juga cenderung memiliki kompleksitas komputasi yang tinggi, terutama pada sistem *real-time*. Selain itu, sebagian besar penelitian masih berfokus pada

penerjemahan satu arah, yaitu hanya menerjemahkan gestur bahasa isyarat menjadi teks atau klasifikasi huruf tertentu. Sistem yang dikembangkan umumnya hanya mengenali alfabet atau kosakata terbatas dan belum menyediakan mekanisme komunikasi dua arah (*bidirectional*) yang memungkinkan interaksi lebih alami antara pengguna bahasa isyarat dan masyarakat umum. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pengembangan sistem penerjemah BISINDO yang lebih interaktif dan adaptif masih menjadi kebutuhan penelitian yang relevan.

Untuk mengatasi keterbatasan pendekatan berbasis citra, sensor gerakan tiga dimensi dapat digunakan sebagai alternatif media akuisisi data. Salah satu perangkat yang banyak digunakan dalam penelitian pengenalan gestur adalah *Leap Motion Controller*. *Leap Motion Controller* mampu mendeteksi posisi tangan dan jari secara real-time menggunakan sensor inframerah dengan tingkat akurasi tinggi. Berbeda dengan kamera RGB konvensional, *Leap Motion Controller* menghasilkan data koordinat tiga dimensi yang lebih detail sehingga mampu merepresentasikan posisi, orientasi, dan pergerakan tangan secara lebih akurat. Selain itu, secara teoritis penggunaan sensor inframerah pada *Leap Motion Controller* membuat proses akuisisi data lebih minim dipengaruhi oleh perubahan kondisi pencahayaan dibandingkan pendekatan berbasis kamera RGB [8]. Penggunaan data tiga dimensi juga memungkinkan sistem memperoleh informasi gerakan yang lebih kaya dibandingkan pendekatan berbasis citra dua dimensi.

Selain media akuisisi data, pemilihan algoritma klasifikasi juga memegang peranan penting dalam menentukan performa sistem pengenalan bahasa isyarat. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Multilayer Perceptron* (MLP), yaitu jaringan saraf tiruan yang mampu mempelajari hubungan nonlinier antarfitur numerik. MLP memiliki struktur yang relatif sederhana namun efektif dalam melakukan proses klasifikasi pada data koordinat hasil ekstraksi sensor. Dibandingkan beberapa model *deep learning* yang lebih kompleks, MLP memiliki kompleksitas komputasi yang lebih rendah sehingga lebih efisien untuk implementasi sistem *real-time*.

Selain faktor metode dan perangkat, kemampuan generalisasi model juga dipengaruhi oleh jumlah data serta variasi pengguna yang digunakan selama proses pelatihan. Variasi bentuk tangan, posisi gestur, dan gaya gerakan antarindividu dapat memengaruhi performa sistem pengenalan bahasa isyarat. Oleh karena itu, penggunaan dataset dengan variasi pengguna yang lebih beragam diperlukan agar model yang dihasilkan memiliki tingkat *robustness* yang lebih baik ketika digunakan pada kondisi nyata.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem penerjemah *bidirectional* BISINDO berbasis *Leap Motion Controller* dan MLP untuk mendukung komunikasi dua arah secara *real-time* antara pengguna bahasa

isyarat dan masyarakat umum. Sistem yang dikembangkan menyediakan dua mekanisme penerjemahan, yaitu *gesture-to-text/audio* dan *audio-to-sign*. *Leap Motion Controller* digunakan sebagai perangkat akuisisi data koordinat tiga dimensi tangan dan jari, sedangkan MLP digunakan untuk melakukan klasifikasi gestur BISINDO berdasarkan data yang diperoleh. Melalui pendekatan tersebut, sistem diharapkan mampu meningkatkan akurasi pengenalan gestur, mengurangi ketergantungan terhadap kondisi lingkungan pada proses akuisisi data, serta mendukung komunikasi yang lebih efektif, interaktif, dan inklusif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian mengenai pengenalan bahasa isyarat telah dikembangkan menggunakan berbagai metode machine learning dan deep learning. Penelitian oleh Pangestu dkk. [5] mengembangkan sistem deteksi BISINDO menggunakan algoritma YOLOv8 untuk mendeteksi gestur bahasa isyarat secara real-time. Hasil penelitian menunjukkan nilai *precision* sebesar 95,8%, *recall* sebesar 97,4%, dan *mAP50* mencapai 99,5%. Meskipun menghasilkan performa yang baik, sistem masih menggunakan pendekatan berbasis kamera sehingga dipengaruhi kondisi pencahayaan dan latar belakang.

Penelitian lain oleh Fadhillah dkk. [4] menerapkan model transfer learning EfficientNet pada perangkat Android untuk pengenalan gestur BISINDO. Penelitian tersebut menggunakan 10.400 dataset dengan 26 kelas dan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,24%.

Namun sistem yang dikembangkan masih terbatas pada pengenalan alfabet BISINDO. Fahlevi dan Rozikin [3] mengembangkan sistem identifikasi isyarat tangan BISINDO menggunakan CNN dan MobileNetV2. Hasil pengujian menunjukkan akurasi validasi sebesar 95% dan akurasi pengujian sebesar 93,33%. Penggunaan MobileNetV2 mampu meningkatkan efisiensi komputasi, namun proses pengenalan masih berbasis citra dua dimensi.

William dkk. [8] mengembangkan program penerjemah BISINDO secara *real-time* menggunakan CNN dan MediaPipe. Model menghasilkan akurasi deteksi sebesar 94%, namun memiliki keterbatasan karena hanya mendeteksi tangan kanan dan masih berfokus pada penerjemahan satu arah.

Agata dkk. [9] menggunakan kombinasi metode SIFT dan CNN untuk mengenali gestur BISINDO dan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,78%. Penggunaan ekstraksi fitur SIFT membantu meningkatkan kemampuan identifikasi objek, tetapi proses komputasi masih dipengaruhi kualitas citra masukan.

Selain penelitian berbasis citra, Jenkins dan Rashad [6] mengembangkan platform LeapASL untuk penerjemahan bahasa isyarat berbasis machine learning secara *real-time*. Penggunaan sensor gerak memungkinkan sistem memperoleh informasi posisi

tangan yang lebih detail dibandingkan metode berbasis kamera.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, sebagian besar sistem masih menggunakan pendekatan berbasis kamera RGB dan berfokus pada penerjemahan satu arah. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem penerjemah *bidirectional* BISINDO menggunakan *Leap Motion Controller* dan MLP untuk memperoleh data koordinat tiga dimensi yang lebih stabil terhadap perubahan lingkungan.

2.2. Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)

BISINDO merupakan bahasa isyarat yang digunakan oleh komunitas tuli di Indonesia sebagai sarana komunikasi sehari-hari[1].

Berbeda dengan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI), BISINDO berkembang secara alami dari komunitas pengguna sehingga memiliki karakteristik yang lebih fleksibel dan komunikatif. Bahasa isyarat ini memanfaatkan kombinasi gerakan tangan, posisi tubuh, serta ekspresi wajah untuk menyampaikan makna tertentu [8].

Penggunaan BISINDO memiliki variasi antarwilayah karena dipengaruhi budaya dan kebiasaan masyarakat setempat. Meskipun demikian, BISINDO dinilai lebih mudah dipahami oleh komunitas tuli dibandingkan sistem bahasa isyarat formal [4].

2.3. Leap Motion Controller

Leap Motion Controller merupakan perangkat sensor berbasis inframerah yang digunakan untuk mendeteksi posisi dan pergerakan tangan dalam ruang tiga dimensi secara *real-time* [6].

Sensor ini bekerja menggunakan dua kamera inframerah dan tiga LED inframerah untuk menangkap koordinat tangan dan jari pengguna. Dibandingkan pendekatan berbasis kamera RGB konvensional, *Leap Motion Controller* mampu menghasilkan data koordinat tiga dimensi yang lebih detail sehingga dapat merepresentasikan posisi, orientasi, serta pergerakan tangan secara lebih akurat. Selain itu, penggunaan *Leap Motion Controller* secara teoritis memiliki keunggulan karena menggunakan sensor inframerah sehingga lebih minim dipengaruhi oleh perubahan kondisi pencahayaan dibandingkan pendekatan berbasis kamera RGB.

2.4. Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron (MLP) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. MLP menggunakan metode pembelajaran *backpropagation* untuk memperbarui bobot jaringan berdasarkan kesalahan prediksi yang dihasilkan [7].

MLP memiliki kemampuan untuk mempelajari hubungan nonlinier antarfitur dan efektif digunakan dalam proses klasifikasi data numerik. Pada penelitian ini, MLP digunakan untuk melakukan klasifikasi

koordinat tiga dimensi hasil ekstraksi *Leap Motion Controller* menjadi kelas gestur BISINDO tertentu. Secara umum, keluaran neuron pada MLP dapat dinyatakan dengan persamaan:

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (1)$$

dimana

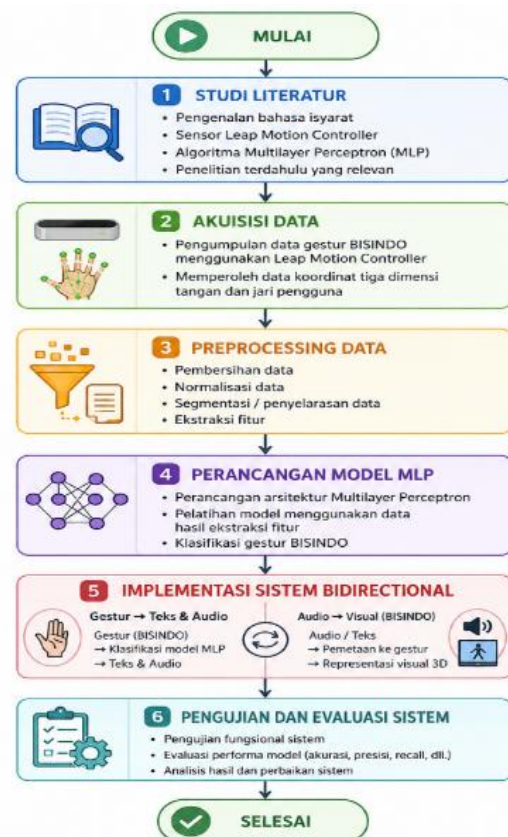
- x_i = data masukan
- w_i = bobot
- b = bias
- f = fungsi aktivasi
- y = keluaran neuron

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu studi literatur, akuisisi data, *preprocessing* data, perancangan model MLP, implementasi sistem *bidirectional*, serta pengujian dan evaluasi sistem. Tahapan penelitian dilakukan secara bertahap agar sistem penerjemah BISINDO yang dikembangkan dapat bekerja secara optimal.

Tahap awal penelitian dilakukan melalui studi literatur terkait pengenalan bahasa isyarat, sensor *Leap Motion Controller*, algoritma *Multilayer Perceptron*, serta penelitian terdahulu yang relevan. Tahap berikutnya adalah proses pengumpulan data gestur BISINDO menggunakan *Leap Motion Controller* untuk memperoleh data koordinat tiga dimensi tangan dan jari pengguna.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Data hasil akuisisi selanjutnya diproses pada tahap *preprocessing* untuk menghasilkan data yang siap digunakan pada proses pelatihan model. Model MLP kemudian dilatih menggunakan data hasil ekstraksi fitur untuk melakukan klasifikasi gestur BISINDO. Model yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam sistem penerjemah *bidirectional* yang mampu menerjemahkan gestur menjadi teks dan audio serta menerjemahkan audio menjadi representasi visual bahasa isyarat. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

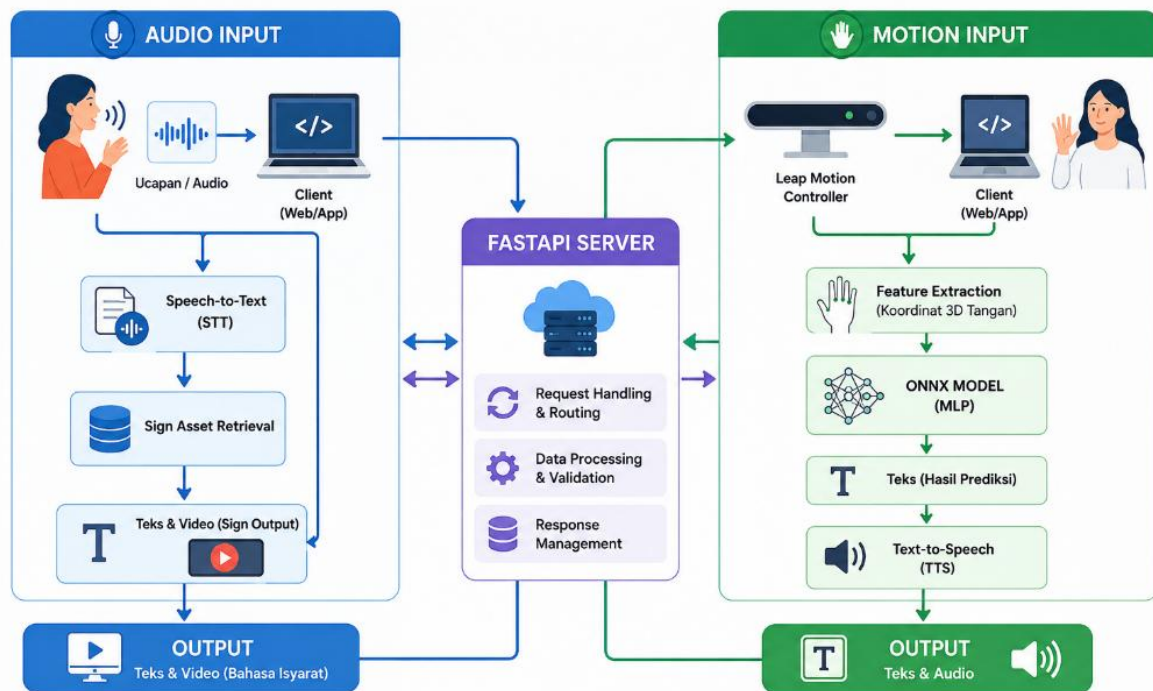
3.2. Perancangan Sistem

Sistem yang dikembangkan merupakan sistem penerjemah *bidirectional* BISINDO berbasis *Leap Motion Controller* dan MLP. Sistem memiliki dua fungsi utama, yaitu:

- Penerjemahan gestur BISINDO menjadi teks dan audio

- Penerjemahan audio menjadi representasi visual bahasa isyarat

Pada proses penerjemahan gestur menjadi teks, pengguna melakukan gerakan tangan di atas *Leap Motion Controller*. Sensor membaca koordinat tangan dan jari secara *real-time*, kemudian data tersebut diproses dan diklasifikasikan menggunakan model MLP. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk teks dan selanjutnya dikonversi menjadi suara menggunakan *text-to-speech*. Pada proses penerjemahan audio menjadi visual bahasa isyarat, sistem menerima masukan suara melalui mikrofon. Audio diproses menggunakan *speech recognition* untuk diubah menjadi teks. Selanjutnya sistem menampilkan representasi visual bahasa isyarat sesuai hasil konversi teks. Diagram blok sistem ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram blok sistem bidirectional

3.3. Akuisisi Data

Akuisisi data dilakukan menggunakan *Leap Motion Controller* sebagai sensor utama untuk menangkap gerakan tangan pengguna. *Leap Motion Controller* bekerja menggunakan sensor inframerah yang mampu mendeteksi posisi tangan dan jari secara *real-time* serta menghasilkan data koordinat tiga dimensi. Data yang diperoleh berupa informasi koordinat tangan dan jari yang meliputi posisi telapak tangan (*palm position*), posisi jari (*finger position*), arah tangan (*direction vector*), serta parameter rotasi tangan. Data tersebut digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi gestur BISINDO. Setiap gestur direkam beberapa kali untuk meningkatkan variasi data sehingga model dapat mempelajari berbagai

karakteristik gerakan tangan dari pengguna yang berbeda. Tabel 1 menunjukkan struktur data hasil akuisisi *Leap Motion Controller*.

Tabel 1. Struktur data hasil akuisisi

Fitur	Deskripsi
Palm Position X	Posisi telapak tangan sumbu X
Palm Position Y	Posisi telapak tangan sumbu Y
Palm Position Z	Posisi telapak tangan sumbu Z
Finger Position X	Posisi jari sumbu X
Finger Position Y	Posisi jari sumbu Y
Finger Position Z	Posisi jari sumbu Z
Direction Vector	Arah tangan
Gesture Label	Label gestur BISINDO

3.4. Preprocessing Data

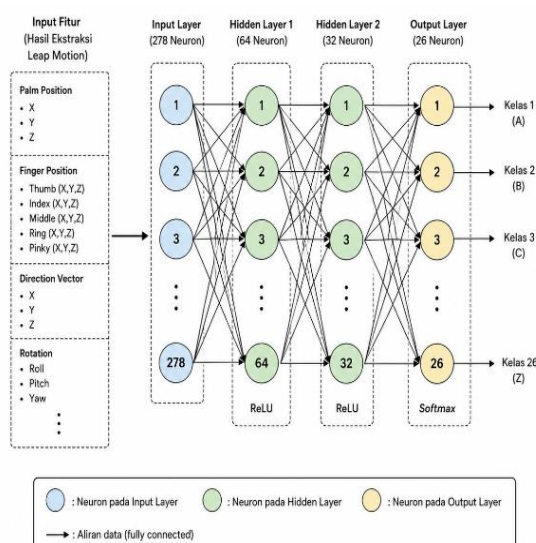
Tahap *preprocessing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Tahapan yang dilakukan meliputi pembersihan data, normalisasi, serta pembagian dataset menjadi data latih dan data uji. Pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak lengkap atau data yang memiliki nilai tidak valid. Selanjutnya dilakukan proses normalisasi agar rentang nilai antarfitur menjadi seragam sehingga proses pelatihan model dapat berlangsung lebih stabil. Setelah proses normalisasi, data dibagi menjadi data latih dan data uji yang digunakan untuk proses pelatihan serta evaluasi model.

3.5. Perancangan Model Multilayer Perceptron

Model klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Multilayer Perceptron* (MLP). MLP merupakan jaringan saraf tiruan yang terdiri atas *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Lapisan masukan menerima data koordinat hasil ekstraksi Leap Motion Controller. Selanjutnya data diproses pada dua *hidden layer* untuk mempelajari hubungan nonlinier antarfitur. Lapisan keluaran digunakan untuk menentukan kelas gestur BISINDO yang dikenali. Arsitektur model menggunakan:

- Input layer berdasarkan jumlah fitur hasil ekstraksi
- Dua *hidden layer*
- Fungsi aktivasi ReLU
- Fungsi aktivasi Softmax pada *output layer*
- Optimizer Adam

Proses pelatihan dilakukan melalui tahapan *forward propagation* dan *backpropagation* untuk memperbarui bobot jaringan hingga memperoleh performa yang optimal. Arsitektur model ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Multilayer Perceptron

3.6. Implementasi Sistem Bidirectional

Implementasi sistem dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan beberapa pustaka pendukung untuk proses klasifikasi, pemrosesan suara, serta integrasi sensor *Leap Motion Controller*. Sistem dikembangkan menggunakan arsitektur *client-server* berbasis FastAPI sebagai penghubung antarproses sehingga proses akuisisi data, klasifikasi model, dan pemrosesan audio dapat dilakukan secara terintegrasi. MLP yang telah dilatih kemudian dikonversi ke format ONNX (*Open Neural Network Exchange*) agar proses inferensi dapat dilakukan secara lebih ringan dan efisien pada sistem *real-time*.

Sistem yang dikembangkan memiliki dua mode utama, yaitu penerjemahan gestur BISINDO menjadi teks dan audio (*gesture-to-text/audio*) serta penerjemahan audio menjadi representasi visual bahasa isyarat (*audio-to-sign*). Pada mode *gesture-to-text/audio*, proses diawali ketika pengguna melakukan gestur tangan di atas *Leap Motion Controller*. Sensor *Leap Motion Controller* membaca posisi dan pergerakan tangan secara *real-time* menggunakan sensor inframerah dan menghasilkan data koordinat tiga dimensi yang terdiri dari posisi telapak tangan (*palm position*), posisi jari (*finger position*), arah tangan (*direction vector*), dan parameter rotasi tangan. Data yang diperoleh kemudian diproses melalui tahap *preprocessing* berupa pembersihan data dan normalisasi sebelum dikirim ke model MLP.

Model MLP selanjutnya melakukan proses inferensi untuk menentukan kelas gestur BISINDO yang dikenali. Hasil prediksi berupa label kelas kemudian ditampilkan dalam bentuk teks pada antarmuka pengguna. Selanjutnya sistem *Text-to-Speech* (TTS) mengubah hasil teks menjadi suara sehingga informasi dapat diterima oleh pengguna umum dalam bentuk audio.

Pada mode *audio-to-sign*, sistem menerima masukan berupa suara melalui mikrofon pengguna. Audio yang diterima diproses menggunakan *Speech-to-Text* (STT) untuk mengubah sinyal suara menjadi representasi teks. Hasil konversi kemudian dikirim ke server untuk dilakukan proses pencarian aset bahasa isyarat yang sesuai dengan teks masukan. Sistem selanjutnya menampilkan representasi visual bahasa isyarat berupa gambar atau video gestur kepada pengguna.

3.7. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengetahui performa model klasifikasi dan kemampuan sistem dalam mengenali gestur BISINDO secara *real-time*. Parameter evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

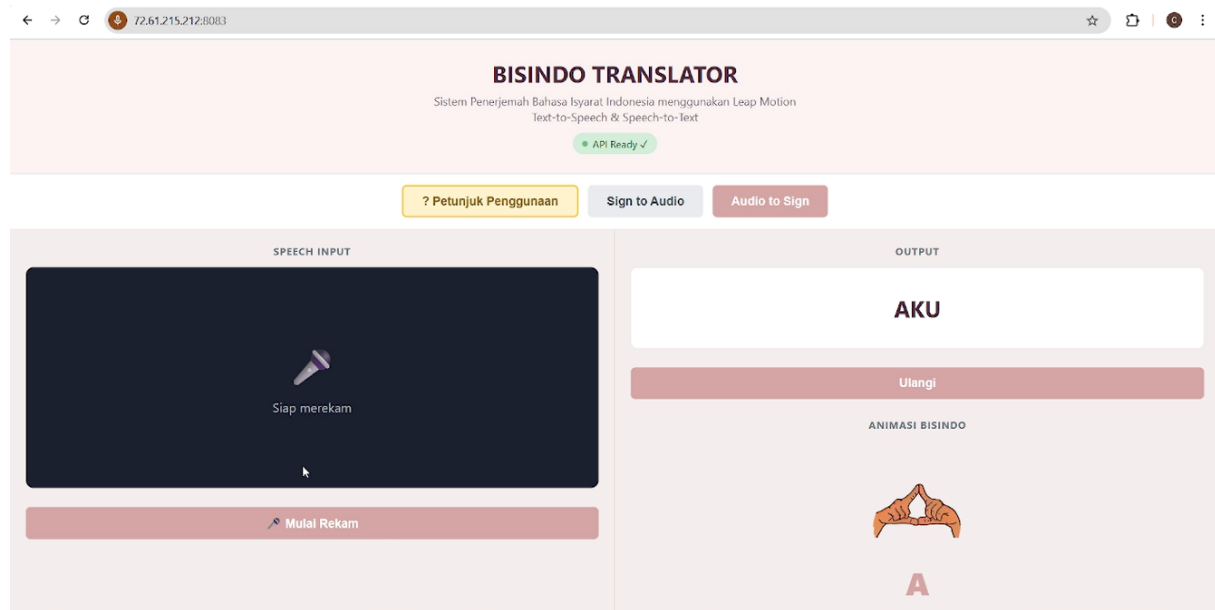
$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

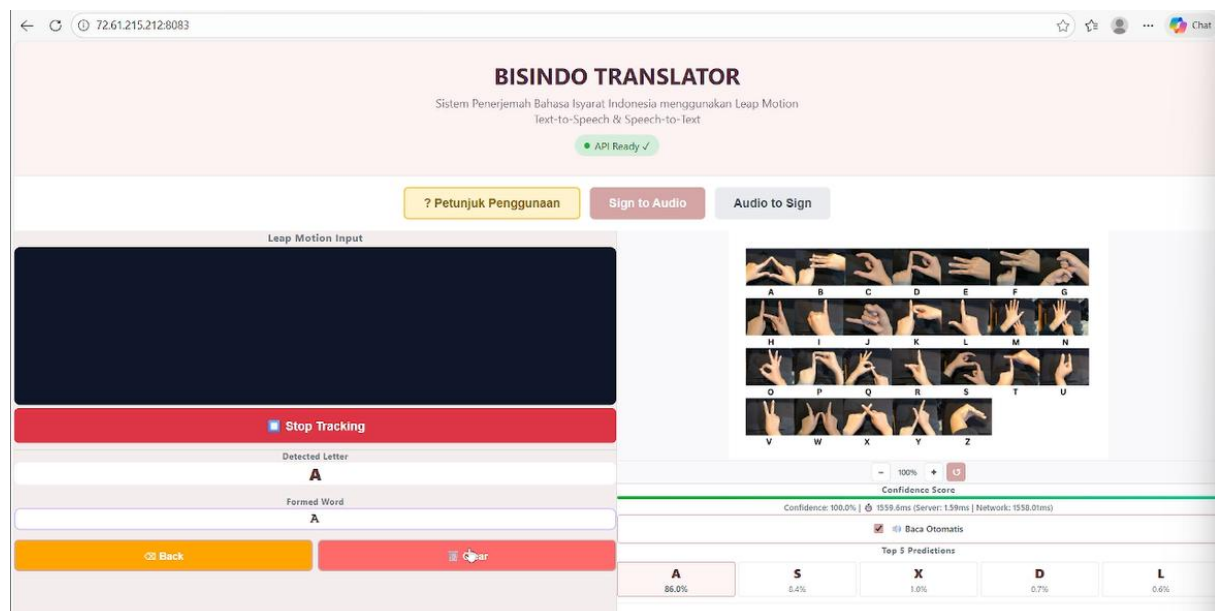
Sistem penerjemah *bidirectional* BISINDO berhasil diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan integrasi *Leap Motion Controller*, model MLP, STT, TTS, serta FastAPI sebagai penghubung antarpemroses. Sistem memiliki dua mode utama, yaitu *gesture-to-text/audio* dan *audio-to-sign*. Pada mode *gesture-to-text/audio*, pengguna melakukan gestur tangan pada area deteksi Leap Motion. Sensor membaca koordinat tangan secara *real-time* kemudian mengirimkan data hasil akuisisi menuju tahap *preprocessing*. Data selanjutnya

diproses menggunakan model MLP untuk menentukan kelas gestur yang dikenali. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk teks dan dikonversi menjadi audio menggunakan *text-to-speech*.

Sedangkan pada mode *audio-to-sign*, suara pengguna diterima melalui mikrofon dan diproses menggunakan *speech recognition* untuk menghasilkan representasi teks. Sistem kemudian melakukan pencarian aset bahasa isyarat sesuai hasil konversi dan menampilkan visualisasi gestur kepada pengguna. Implementasi antarmuka sistem ditunjukkan pada Gambar 4.



(a)



(b)

Gambar 4. Implementasi antarmuka sistem.

(a) Sistem untuk *Audio to Sign* (b) Sistem untuk *Sign to Audio*

4.1. Hasil Pelatihan Model MLP

Pelatihan model dilakukan menggunakan dataset hasil akuisisi *Leap Motion Controller* yang terdiri dari 26 kelas gestur BISINDO. Dataset yang digunakan berjumlah 2080 data yang diperoleh dari beberapa variasi pengguna dan posisi tangan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Model klasifikasi menggunakan arsitektur *Multilayer Perceptron* dengan dua *hidden layer* serta *optimizer* Adam. Parameter pelatihan model ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter pelatihan model MLP

Parameter	Nilai
Jumlah dataset	2080
Jumlah kelas	26
Hidden layer	64-32
Fungsi aktivasi	ReLU
Optimizer	Adam
Epoch	100
Batch size	32

Berdasarkan parameter tersebut, model MLP dilatih menggunakan dua hidden layer dengan jumlah neuron 64 dan 32. Fungsi aktivasi ReLU digunakan karena mampu mempercepat proses pembelajaran serta mengurangi kemungkinan terjadinya vanishing gradient. *Optimizer* Adam dipilih karena memiliki kemampuan konvergensi yang baik pada proses pelatihan jaringan saraf tiruan.

Selama proses pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa secara bertahap hingga mencapai kondisi konvergen pada *epoch* akhir. Penggunaan data koordinat tiga dimensi dari *Leap Motion Controller* mampu membantu model dalam mengenali pola gestur tangan secara lebih stabil dibandingkan pendekatan berbasis citra dua dimensi yang sensitif terhadap pencahayaan dan latar belakang.

4.2. Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan menggunakan data uji yang telah dipisahkan pada tahap preprocessing. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian model ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian model MLP

Parameter	Nilai (%)
Accuracy	95.87
Precision	95.12
Recall	94.76
F1-score	94.93

Berdasarkan hasil pengujian, model MLP memperoleh *accuracy* sebesar 95,87%, *precision* sebesar 95,12%, *recall* sebesar 94,76%, dan *F1-score* sebesar 94,93%. Nilai *accuracy* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi gestur BISINDO dengan baik pada sebagian besar data uji. Nilai *precision* sebesar 95,12% menunjukkan bahwa prediksi kelas yang dihasilkan

model memiliki tingkat ketepatan yang baik sehingga kesalahan klasifikasi relatif rendah. Nilai *recall* sebesar 94,76% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar gestur yang diberikan pengguna. Sedangkan nilai *F1-score* sebesar 94,93% menunjukkan keseimbangan performa antara *precision* dan *recall* sehingga model memiliki kemampuan klasifikasi yang stabil. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa penggunaan *Leap Motion Controller* dan model MLP mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada sistem penerjemah BISINDO. Data koordinat tiga dimensi yang dihasilkan *Leap Motion Controller* memberikan representasi gerakan tangan yang lebih detail sehingga membantu model dalam membedakan karakteristik setiap gestur.

4.3. Hasil Pengujian Fungsional Sistem

Pengujian fungsional dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh fitur utama pada sistem penerjemah bidirectional BISINDO dapat berjalan sesuai dengan rancangan yang telah ditetapkan. Pengujian dilakukan menggunakan metode black-box testing dengan mengevaluasi kesesuaian antara masukan yang diberikan pengguna dan keluaran yang dihasilkan sistem tanpa memperhatikan proses internal yang terjadi pada aplikasi. Setiap fitur diuji berdasarkan skenario penggunaan yang mewakili fungsi utama sistem, yaitu penerjemahan gestur menjadi teks dan audio, penerjemahan audio menjadi representasi visual bahasa isyarat, serta proses konversi suara dan teks yang mendukung komunikasi dua arah. Hasil pengujian fungsional sistem ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Fungsional Sistem

No	Fitur	Input	Output yang Diharapkan	Hasil
1	Gesture-to-Text	Gestur A	Teks A	Berhasil
2	Gesture-to-Audio	Gestur B	Audio B	Berhasil
3	Audio-to-Sign	Kata "Halo"	Visual Halo	Berhasil
4	STT	Suara pengguna	Teks sesuai	Berhasil
5	TTS	Teks hasil klasifikasi	Audio keluar	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4, seluruh fitur utama, yaitu *gesture-to-text*, *gesture-to-audio*, *audio-to-sign*, *Speech-to-Text* (STT), dan *Text-to-Speech* (TTS), berhasil berfungsi sesuai dengan keluaran yang diharapkan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa integrasi antara *Leap Motion Controller*, model MLP, serta modul pemrosesan suara telah berjalan dengan baik sehingga sistem mampu mendukung proses komunikasi dua arah antara pengguna bahasa isyarat dan masyarakat umum.

4.4. Hasil Pengujian Komunikasi Bidirectional

Pengujian sistem bidirectional dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan aplikasi dalam mendukung komunikasi dua arah antara pengguna bahasa isyarat dan masyarakat umum. Pengujian dilakukan pada dua mode komunikasi utama yang tersedia pada sistem, yaitu mode *gesture-to-text* dan mode *audio-to-sign*. Setiap mode diuji sebanyak 50 kali menggunakan berbagai variasi masukan yang sesuai dengan kosakata BISINDO yang tersedia pada sistem. Keberhasilan pengujian ditentukan berdasarkan kesesuaian antara keluaran yang dihasilkan sistem dengan keluaran yang diharapkan. Hasil pengujian sistem bidirectional ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Sistem Bidirectional

Mode Komunikasi	Jumlah Pengujian	Jumlah Berhasil	Tingkat Keberhasilan (%)
Gesture-to-Text	50	48	96,00
Audio-to-Sign	50	47	94,00
Total	100	95	95,00

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mendukung komunikasi dua arah. Hasil menunjukkan bahwa mode *gesture-to-text* mencapai tingkat keberhasilan sebesar 96%, sedangkan mode *audio-to-sign* mencapai 94%. Secara keseluruhan sistem memperoleh tingkat keberhasilan sebesar 95%, yang menunjukkan bahwa mekanisme komunikasi dua arah dapat diimplementasikan dengan baik pada sistem yang dikembangkan.

4.5. Pembahasan Sistem Gesture-to-Text/Audio

Pada mode *gesture-to-text*/audio, sistem mampu mendeteksi gerakan tangan pengguna secara real-time menggunakan *Leap Motion Controller*. Sensor membaca posisi tangan dan jari kemudian menghasilkan data koordinat tiga dimensi yang diproses pada tahap preprocessing sebelum dikirim ke model MLP dalam format ONNX. Model MLP selanjutnya melakukan inferensi untuk menentukan kelas gestur BISINDO yang dikenali. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk teks pada antarmuka pengguna dan dikonversi menjadi suara menggunakan *text-to-speech*. Penggunaan format ONNX membantu mempercepat proses inferensi sehingga sistem dapat bekerja secara lebih ringan dan responsif pada implementasi real-time. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mampu mengenali gestur dengan cukup stabil pada berbagai variasi posisi tangan dan pengguna. Penggunaan *Leap Motion Controller* memungkinkan proses akuisisi data dilakukan menggunakan sensor inframerah dan koordinat tiga dimensi, yang secara teoritis lebih minim dipengaruhi oleh perubahan pencahayaan dibandingkan pendekatan berbasis kamera RGB.

4.6. Pembahasan Sistem Audio-to-Sign

Pada mode audio-to-sign, sistem menerima input suara dari pengguna melalui mikrofon kemudian memprosesnya menggunakan STT. Hasil konversi suara menjadi teks selanjutnya digunakan untuk mencari representasi visual bahasa isyarat yang sesuai. Sistem kemudian menampilkan visualisasi gestur BISINDO dalam bentuk gambar atau video sehingga pengguna tunarungu dapat memahami informasi yang diberikan. Implementasi mode *audio-to-sign* memungkinkan sistem mendukung komunikasi dua arah secara lebih interaktif antara pengguna bahasa isyarat dan masyarakat umum. Penggunaan pendekatan bidirectional pada penelitian ini menjadi salah satu keunggulan dibandingkan beberapa penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada penerjemahan satu arah. Dengan adanya dua mode penerjemahan, sistem mampu meningkatkan fleksibilitas komunikasi bagi kedua pengguna.

4.7. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MLP berbasis *Leap Motion Controller* mampu menghasilkan performa yang kompetitif dibandingkan beberapa penelitian sebelumnya. Penelitian Pangestu dkk. [5] menggunakan YOLOv8 memperoleh precision sebesar 95,8% dan recall sebesar 97,4%, sedangkan penelitian ini memperoleh accuracy sebesar 95,87% menggunakan pendekatan koordinat tiga dimensi.

Meskipun beberapa penelitian berbasis CNN dan transfer learning menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, sebagian besar masih menggunakan pendekatan berbasis kamera RGB yang sensitif terhadap pencahayaan dan latar belakang. Pada penelitian ini, penggunaan *Leap Motion Controller* memberikan keuntungan berupa stabilitas deteksi terhadap kondisi lingkungan karena sistem memanfaatkan sensor inframerah dan koordinat tiga dimensi.

Selain itu, penelitian sebelumnya umumnya hanya berfokus pada pengenalan alfabet atau penerjemahan satu arah. Sedangkan penelitian ini mengembangkan sistem penerjemah bidirectional yang mampu menerjemahkan gestur menjadi teks/audio serta audio menjadi representasi visual bahasa isyarat. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan memiliki tingkat interaktivitas yang lebih baik untuk mendukung komunikasi dua arah secara real-time.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem penerjemah *bidirectional* BISINDO berbasis *Leap Motion Controller* dan MLP berhasil dikembangkan untuk mendukung komunikasi dua arah antara pengguna bahasa isyarat dan masyarakat umum. Sistem mampu menerjemahkan gestur BISINDO menjadi teks dan audio serta menerjemahkan audio menjadi representasi visual bahasa isyarat secara *real-time*. Hasil pengujian

model menunjukkan performa yang baik dengan nilai *accuracy* sebesar 95,87%, *precision* sebesar 95,12%, *recall* sebesar 94,76%, dan *F1-score* sebesar 94,93%, sehingga menunjukkan bahwa kombinasi *Leap Motion Controller* dan MLP efektif dalam melakukan klasifikasi gestur BISINDO. Penggunaan data koordinat tiga dimensi dari *Leap Motion Controller* juga memberikan keunggulan berupa stabilitas deteksi yang lebih baik terhadap perubahan kondisi lingkungan dibandingkan pendekatan berbasis kamera RGB. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah variasi data dan gestur yang digunakan sehingga pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan jumlah dataset, memperluas kosakata BISINDO, meningkatkan variasi pengguna, serta mengembangkan metode klasifikasi yang lebih kompleks seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau Transformer guna meningkatkan kemampuan generalisasi dan akurasi sistem pada implementasi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Farhana, A. R. E. Najaf, and R. Permatasari, "BISINDO Sign Language Interpreter System Using YOLOv8 and CNN," *Bit-Tech (Binary Digit. Technol.)*, vol. 8, no. 1, pp. 598–607, 2025.
- [2] A. K. Fadzli and M. Rahardi, "Comparative Analysis of MobileNetV3 and EfficientNetv2B0 in BISINDO Hand Sign Recognition Using MediaPipe Landmarks," *JAIC (Jurnal Appl. Informatics Comput.)*, vol. 10, no. 1, pp. 737–746, 2026.
- [3] R. Fahlevi and C. Rozikin, "Identifikasi Isyarat Tangan BISINDO dengan Algoritma CNN dan Transfer Learning Menggunakan MobileNetV2," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 4, pp. 6592–6597, 2025.
- [4] I. R. Fadhillah, M. A. H. Muharrom, and H. Maulana, "Implementasi Model Transfer Learning EfficientNet untuk Pendeteksian Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) pada Perangkat Android," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 4, pp. 7816–7822, 2024.
- [5] A. B. Pangestu, M. R. Muttaqin, and M. A. Sunandar, "Sistem Deteksi Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO) V8," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, pp. 9891–9897, 2024.
- [6] J. Jenkins and S. Rashad, "LeapASL: A Platform for Design and Implementation of Real-Time Algorithms for Translation of American Sign Language Using Personal Supervised Machine Learning Models," *Softw. Impacts*, vol. 12, no. April, p. 100302, 2022.
- [7] F. P. Daviana, A. Aryanti, and N. Anugraha, "Performance Comparison Between ResNet50 and MobileNetV2 for Indonesian Sign Language Classification," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 319–328, 2025.
- [8] R. William, L. Therry, A. Junaidi, and A. N. Sihananto, "Program Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) secara Real-Time Menggunakan Convolutional Neural Network dan MediaPipe," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 6, pp. 11642–11649, 2024.
- [9] A. W. Agata, W. S. J. Saputra, and C. A. Putra, "Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Algoritma Scale Invariant Feature Transform (SIFT) dan Convolutional Neural Network (CNN)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 1054–1061, 2024.
- [10] D. Saputra and T. Y. Hadiwandura, "Classification Of Letters And Numbers In Bisindo Using The Convolutional Neural Network Method Klasifikasi Huruf Dan Angka Dalam Bisindo Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *IJIRSE Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 88–95, 2024.