

## Klasifikasi Abjad Dalam Bahasa Isyarat Menggunakan Algoritma Random Forest

Farhan Azfa Wirdiany<sup>1</sup>, Nana Suarna<sup>2</sup>, Irfan Ali<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>3</sup>Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No.10B, Cirebon Indonesia

farhanfarahfarlanfaizah@gmail.com, nana.ikmi@gmail.com,  
irfanaali0.0@gmail.com

**Abstract** - Sign language recognition is a significant challenge in the development of information technology, particularly in creating inclusive communication for individuals with hearing disabilities. This study aims to design and develop a sign language alphabet classification system, specifically for the Indonesian Sign System (SIBI), using the Random Forest algorithm. The system is designed to facilitate inclusive communication between individuals with hearing disabilities and the general public. The research stages include collecting hand movement data recorded via webcam, which is then categorized based on alphabet labels. The preprocessing stage focuses on normalization and augmentation to enhance input variability, followed by a process to extract hand landmarks using the Mediapipe framework, which identifies reference points for finger and hand positions. The model training stage utilizes the Random Forest algorithm with training and testing data splits, while the system testing stage is conducted in real-time to evaluate accuracy, precision, recall, and F1-score. The results demonstrate that the system can recognize SIBI alphabets with 100% accuracy, proving the effectiveness of the Random Forest method in handling complex pattern classification tasks. The essence of this research lies in its contribution to supporting inclusive communication through artificial intelligence technology. The system provides a practical solution to overcoming communication barriers between individuals with hearing disabilities and the general public, while also promoting the advancement of inclusive technologies. With highly accurate results, this research has a significant social impact, opening opportunities for the development of more adaptive AI-based communication systems, such as integration with mobile applications and text-to-speech features, thereby enhancing accessibility and supporting more inclusive social interactions.

**Keywords** - SIBI, Hand Landmarks, Webcam, Mediapipe, Random Forest, Real-Time

**Abstrak** - Pengenalan bahasa isyarat merupakan tantangan signifikan dalam pengembangan teknologi informasi, terutama dalam menciptakan komunikasi inklusif bagi penyandang disabilitas pendengaran. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sistem klasifikasi alfabet bahasa isyarat, khususnya pada Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI), menggunakan algoritma Random Forest. Sistem ini dirancang untuk memfasilitasi komunikasi yang inklusif antara penyandang disabilitas pendengaran dan masyarakat umum. Tahapan penelitian mencakup pengumpulan data gerakan tangan yang diperoleh melalui perekaman menggunakan *webcam* dan kemudian dikelompokkan berdasarkan label alfabet. Tahap preprocessing data bertujuan untuk normalisasi dan augmentasi guna meningkatkan variasi input kemudian dilakukan proses untuk mengekstrak *landmark* tangan melalui *framework Mediapipe*, yaitu titik-titik referensi posisi jari dan tangan. Tahap pelatihan model menggunakan algoritma Random Forest dengan pembagian data latih dan uji, serta Tahap pengujian sistem secara *real-time* untuk mengevaluasi akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan sistem mampu mengenali alfabet SIBI dengan akurasi 100%, membuktikan efektivitas metode Random Forest dalam menangani klasifikasi pola yang kompleks. Esensi penelitian ini terletak pada kontribusinya dalam mendukung komunikasi inklusif melalui teknologi kecerdasan buatan. Sistem ini menawarkan solusi praktis untuk mengatasi hambatan komunikasi antara penyandang disabilitas pendengaran dan masyarakat umum, sekaligus mendorong pengembangan teknologi inklusif. Dengan hasil yang sangat akurat, penelitian ini memberikan dampak sosial yang signifikan, membuka peluang bagi pengembangan sistem komunikasi berbasis AI yang lebih adaptif, seperti integrasi dengan aplikasi *mobile* dan fitur *text-to-speech*, sehingga memperluas aksesibilitas dan mendukung interaksi sosial yang lebih inklusif.

**Kata kunci** - SIBI, Landmark Tangan, Webcam, Mediapipe, Random Forest, Real-Time.

### I. PENDAHULUAN

Komunikasi terjadi apabila terdapat dua atau lebih orang menggunakan bahasa yang sama atau

dapat dimengerti oleh masing-masing lawan bicara. Bahasa sendiri merupakan kemampuan yang didapat dari kebiasaan sehari-hari atau yang dipelajari guna kebutuhan menyampaikan informasi kepada orang

lain. Pada kasus penyandang disabilitas sensorik seperti tuli, bahasa yang digunakan berbeda, yakni menggunakan gerakan tubuh atau dikenal dengan bahasa isyarat sebagai media penyampaiannya[1].

Ada dua bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia, yaitu Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)[2].

BISINDO merupakan satu dari dua bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia selain SIBI. Bisindo sendiri diresmikan pada Kongres Nasional keenam Gerkatin di Bali tahun 2002 dengan tujuan mempertahankan bahasa isyarat alami. Huruf abjad pada BISINDO berjumlah 26 karakter serta terdiri dari A sampai Z yang dapat dibentuk dengan satu tangan berupa huruf C, E, I, J, L, O, R, U, V dan Z dan huruf yang dapat dibentuk dengan dua tangan adalah A, B, D, F, G, H, K, M, N, P, Q, S, T, W, X dan Y[3].

sedangkan SIBI memiliki kosakata yang lebih kaya dan aturan tata bahasa yang lebih ketat. Namun, keduanya memiliki persamaan dalam hal penggunaan gerakan tangan dan ekspresi wajah untuk mengungkapkan makna[4].

Beberapa kata yang memiliki makna yang berlawanan (yang tergolong antonim) yang diisyaratkan dengan penampilan dan tempat yang sama tetapi arah gerakannya berbeda. SIBI yang telah disepakati menjadi salah satu sarana yang membantu komunikasi antara individu tunarungu dan tunawicara dengan masyarakat secara luas[5].

Sulitnya komunikasi antara para penyandang tunarungu dan tunawicara terhadap masyarakat umum menyebabkan terbatasnya interaksi sosial antara penyandang disabilitas tersebut dan masyarakat umum. Terutama bagi masyarakat yang belum pernah mengenal dan mempelajari SIBI ataupun Bahasa Isyarat sulit membedakan alfabet pada SIBI, sehingga komunikasi menjadi semakin sulit dilakukan[6].

Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang dapat mengenali dan mengklasifikasikan gestur dalam bahasa isyarat SIBI secara akurat dan efisien. Metode Random Forest dengan pendekatan deteksi landmark tangan menggunakan *framework* Mediapipe, yang terkenal karena kemampuannya dalam menangani data kompleks dan memberikan hasil klasifikasi yang andal, menjadi salah satu pendekatan potensial untuk menjawab tantangan tersebut. Penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem pengenalan alfabet SIBI menggunakan berbagai metode, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan YOLOv8. Namun, metode-metode tersebut seringkali memerlukan dataset yang besar dan proses pelatihan yang intensif. Selain itu, beberapa penelitian sebelumnya lebih fokus pada pengenalan huruf atau kata tertentu dalam SIBI, tanpa mempertimbangkan konteks kalimat secara keseluruhan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan gestur SIBI yang lebih komprehensif dan efisien, dengan memanfaatkan metode *Random Forest* dan deteksi landmark tangan menggunakan *Mediapipe*.

Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pengenalan gestur SIBI, serta memfasilitasi komunikasi yang lebih efektif antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum[7].

#### A. Landasan Teori

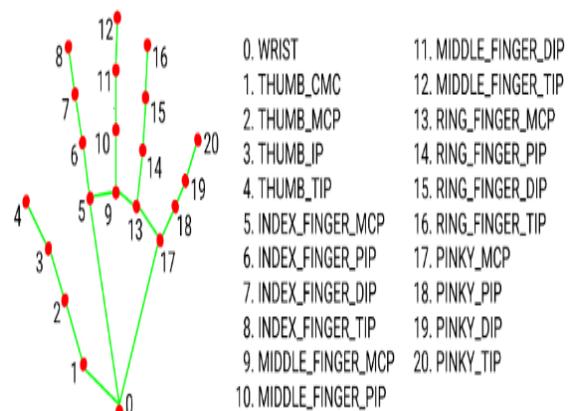
##### 1) SIBI

(SIBI) yang merupakan turunan dari American Sign Language (ASL). SIBI secara resmi digunakan oleh semua SLB di bawah Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan. SIBI memiliki 26 ejaan jari yang menunjukkan 26 huruf alfabet dengan menggunakan satu tangan, 24 tanda berupa gerakan statis, serta 2 tanda berupa gerakan tangan dinamis[8].

##### 2) Mediapipe

Mediapipe adalah sebuah *framework* yang dikembangkan oleh Google yang dapat membangun pipelines untuk memproses data persepsi dari berbagai *format audio* dan *video*. Diluncurkan pada 2019, framework ini menyediakan sekumpulan *machine learning solutions* seperti *Face Detection*, *Iris*, *Hair Segmentation*, *Holistic*, dan lainnya. *Solutions* yang disediakan kompatibel dengan sistem operasi android dan ios, serta dengan Bahasa *C++*, *Python*, *JS*, dan *Coral*[9].

*Mediapipe* memudahkan *model* algoritma dalam mengklasifikasi dataset, *Data* yang terkumpul kemudian diproses untuk mengekstrak *landmark* tangan, yang berfungsi sebagai titik referensi penting yang menunjukkan posisi jari dan tangan. *Landmark* ini sangat penting untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, karena memberikan informasi terstruktur mengenai posisi dan orientasi tangan[5].



Gambar 1. Rangka Mediapipe

*Mediapipe* dirancang bagi mereka yang ingin mplementasikan kecerdasan buatan kedalam aplikasi yang akan dibangun. *Mediapipe* juga memungkinkan pembangunan aplikasi *crossplatform* yang bisa berjalan di berbagai perangkat keras yang berbeda. Model yang dibangun oleh pengembang Google menggunakan Tensorflow lite, memfasilitasi aliran informasi yang mudah diadaptasi dan dimodifikasi melalui grafik. Kerangka kerja perangkat

lunak Mediapipe dipilih sebagai alat untuk mengembangkan sistem klasifikasi abjad bahasa isyarat ini karena Mediapipe memiliki fitur-fitur yang dapat digunakan untuk melakukan pengolahan data multimedia seperti video. Selain itu, Mediapipe juga memiliki modularitas yang tinggi, sehingga dapat dengan mudah dikembangkan untuk melakukan klasifikasi abjad bahasa isyarat Indonesia[10].

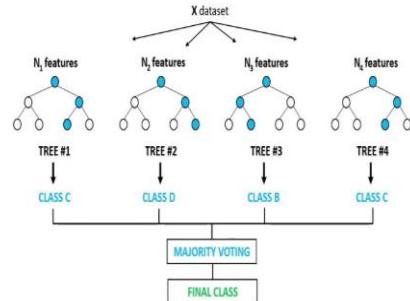
### 3) Random Forest

Pengklasifikasian *Random forest* dilakukan pembentukan pohon (*tree*) dengan melatihnya menggunakan sampel data yang ada. Proses klasifikasi *Random forest* melibatkan penggunaan metode *voting* untuk mengambil keputusan berdasarkan mayoritas suara dari pohon-pohon yang telah terbentuk. Ada beberapa keunggulan dari *Random forest* seperti mampu menghasilkan kesalahan yang terbatas, kinerja klasifikasi yang sangat baik, efisiensi dalam menangani data pelatihan dalam jumlah besar, dan mampu mengatasi *overfitting* dengan baik[11].

*Random forest* masuk ke dalam kelompok *supervised learning* yang dikembangkan oleh Leo Breinman. Metode ini merupakan salah satu metode klasifikasi yang sangat besar jumlahnya tanpa *overfitting* dan membantu menghilangkan korelasi antara pohon keputusan seperti karakteristik *ensemble methods*[12].

Berikut merupakan metodologi cara kerja klasifikasi random forest seperti gambar 2.

Random Forest Classifier



Gambar 2. Metode Random forest

Pada gambar 2 data set dibagi menjadi beberapa features yang setiap features dimasukkan ke dalam pohon keputusan atau *decision tree*, *Random forest* merupakan turunan dari pohon keputusan yang di mana setiap keputusan akan menghasilkan prediksi, prediksi inilah yang akan membuatnya semakin banyak pohon sehingga bisa disebut *random forest* atau hutan acak[12].

Random forest terdiri dari beberapa individu *decision trees* yang bekerja sebagai ensemble. Setiap tree pada random forest membuat prediksi kelas dan kelas dengan jumlah prediksi paling banyak menjadi prediksi model random forest[13].

### B.Penelitian Sebelum

Sebelumnya, telah dilakukan beberapa penelitian mengenai penggunaan *Random forest* dan *Mediapipe* sebagai model penelitian. Penelitian oleh Wiraswendo & Soetanto membahas Penerapan Algoritma *Random forest* Classifier Dalam Mendeteksi Simbol Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Bahasa isyarat menjadi sarana komunikasi utama bagi penyandang tunarungu dan tunawicara, namun kesenjangan komunikasi dengan masyarakat umum masih menjadi tantangan. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi simbol bahasa isyarat menggunakan *Mediapipe Holistic*, *Open-CV*, dan *Python*, dengan dataset yang mencakup 10 kelas simbol SIBI seperti "Hai," "Aku," dan "Maaf." Dataset terdiri dari 8734 data yang dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi, presisi, dan *recall* yang sangat baik masing-masing sebesar 98,6%, 98,6%, dan 98,66%. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam mengurangi kesenjangan komunikasi sekaligus mempopulerkan SIBI. Saran untuk pengembangan lebih lanjut mencakup peningkatan jumlah simbol dalam dataset, variasi subjek, dan eksplorasi algoritma lain untuk meningkatkan performa[14].

Penelitian oleh Hendaprata yang merancang aplikasi penerjemah Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) menggunakan algoritma *Random forest Classifier* dan library *Mediapipe Holistic*. Studi ini bertujuan membantu komunikasi antara penyandang tunarungu dengan masyarakat umum, yang sering menghadapi kesulitan memahami bahasa isyarat. Dengan dataset berisi alfabet SIBI yang diekstraksi menjadi *landmark* menggunakan *Mediapipe*, model dilatih untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gestur. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan akurasi, presisi, sensitivitas, dan f1-score mencapai 100% pada beberapa skenario pembagian data latih dan uji. Namun, pada deteksi real-time, keberhasilan klasifikasi dipengaruhi oleh gestur yang serupa antar isyarat, yang dapat menyebabkan kesalahan. Hasil penelitian ini menegaskan keefektifan *Random forest Classifier* dalam pengklasifikasian bahasa isyarat dengan tingkat akurasi tinggi, meskipun beberapa aspek presisi dalam deteksi real-time memerlukan pengembangan lebih lanjut[12].

Lalu Penelitian tentang Penerjemah Bahasa Isyarat Untuk Anak Tunarungu Di SLBN 1 Maros Menggunakan *Mediapipe* oleh Teguh Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah aplikasi Penerjemah Bahasa Isyarat untuk Anak Tunarungu di SLBN 1 Maros dengan memanfaatkan *Mediapipe* dan algoritma *Random forest*. Fokus penelitian adalah meningkatkan kemampuan komunikasi anak-anak tunarungu dengan menggunakan teknologi pengenalan gerakan bahasa isyarat serta algoritma *Random forest*. Langkah-langkah penelitian mencakup pengumpulan data gerakan bahasa isyarat dari berbagai sumber,

pemberian label pada gerakan bahasa isyarat melalui anotasi data, dan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Selanjutnya, fitur-fitur dari gerakan bahasa isyarat diekstraksi, dan model *Random forest* dilatih menggunakan data latih. Model ini kemudian diuji dan dievaluasi menggunakan data uji untuk menilai kinerjanya sebagai penerjemah bahasa isyarat. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan kemampuan berkomunikasi anak-anak tunarungu dengan menyediakan solusi teknologi yang efektif dan akurat dalam menerjemahkan gerakan bahasa isyarat. Implementasi aplikasi penerjemah Bahasa Isyarat menggunakan *Mediapipe* dan algoritma *Random forest* diharapkan dapat mendukung anak-anak tunarungu dalam mempelajari dan menggunakan Bahasa Isyarat. Setelah penelitian ini di lakukan, di dapatkan hasil : Penelitian ini telah berhasil membuat aplikasi yang dapat menerjemahkan gestur Bahasa isyarat SIBI secara real-time dan dapat digunakan oleh anak-anak tunarungu di SLBN 1 Maros.

Model yang dibuat dapat mengklasifikasikan gestur bahasa isyarat SIBI berupa alfabet kecuali huruf J dan Z yang memang tidak dapat diklasifikasikan karena dalam memperagakannya menggunakan gerakan dan juga huruf P yang memiliki gestur rumit. *Mediapipe* sangat baik digunakan dalam pengenalan pose tubuh khususnya dalam penelitian ini yang menggunakan pose tangan namun kadang terjadi kesalahan dalam penentuan *marker*[15].

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, dimana akurasi yang diperoleh memberikan hasil yang cukup tinggi. Karena kelebihan dari random forest ini sendiri memiliki kemampuan untuk meningkatkan akurasi, serta efisien dalam penyimpanan data. Selain itu, random forest juga memiliki proses seleksi fitur yang memungkinkannya untuk memilih fitur-fitur terbaik dan meningkatkan performa dalam model klasifikasi. Dengan adanya fitur seleksi tersebut, random forest juga efektif dalam mengelola data yang besar dengan parameter yang kompleks[11].

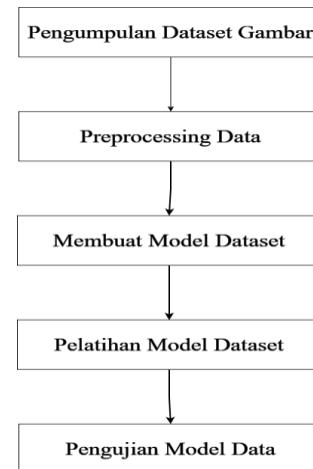
## II. METODE PENELITIAN

Kemajuan teknologi dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah membuka peluang besar untuk mengembangkan sistem yang mendukung komunikasi inklusif, terutama bagi penyandang disabilitas pendengaran. Bahasa isyarat, sebagai alat komunikasi utama komunitas ini, sering kali menghadapi tantangan dalam pemahaman oleh masyarakat luas. Oleh karena itu, pengembangan sistem penerjemahan bahasa isyarat yang cepat, akurat, dan andal menjadi kebutuhan yang mendesak.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model yang mampu mengklasifikasikan gerakan tangan dalam bahasa isyarat menggunakan metode *Random Forest Classifier*. Proses ini melibatkan serangkaian

langkah, mulai dari pengumpulan data hingga pengujian sistem.

Berikut adalah tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:



Gambar 3. Tabel Metode Penelitian

### A. Pengumpulan Data

Penelitian dimulai dengan tahap pengumpulan data berupa gambar gerakan tangan yang direkam melalui *webcam* dan kemudian akan di simpan dalam folder `./data`. Setiap subdirektori mewakili label tertentu dan berisi gambar-gambar tangan.

### B. Preprocessing Data

Data yang terkumpul kemudian diproses lebih lanjut untuk mengekstrak *landmark* tangan menggunakan *framework Mediapipe*. *Landmark* ini berfungsi sebagai titik referensi utama yang menunjukkan posisi dan orientasi jari serta tangan. Informasi ini sangat penting untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, karena memberikan struktur yang jelas dan terarah terhadap gerakan tangan.

### C. Membuat Model Dataset

Setelah tahap pengumpulan dan ekstraksi *landmark*, data yang dihasilkan diolah dan disimpan dalam format dataset (.pickle). Proses ini mencakup beberapa langkah penting, seperti normalisasi gambar untuk mengurangi variabilitas yang tidak relevan dan augmentasi data untuk meningkatkan jumlah variasi input. Teknik augmentasi bertujuan untuk membuat model lebih tangguh, sehingga mampu mengenali berbagai variasi gerakan dalam kondisi nyata.

### D. Pelatihan Model

Pada tahap ini, dataset dilatih menggunakan metode *Random Forest Classifier*. Langkah awal melibatkan pembagian data menjadi dua bagian: *data training* untuk melatih model dan *data testing* untuk mengukur performa. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani dataset kompleks serta memberikan hasil klasifikasi yang andal. Model

dilatih untuk mempelajari pola dari data masukan dan menghasilkan keluaran yang sesuai dengan simbol bahasa isyarat yang dikenali. Hasil dari pelatihan kemudian disimpan dalam format *model p* untuk digunakan dalam proses selanjutnya.

#### E. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem memiliki tingkat akurasi dan konsistensi yang tinggi dalam mengenali dan mengklasifikasikan simbol-simbol bahasa isyarat. Dengan metode *Random Forrest Classifier*, peneliti mengevaluasi performa sistem berdasarkan data uji yang telah diproses sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk menentukan sejauh mana sistem dapat mengenali pola dengan akurat sebelum diintegrasikan dengan model penerjemah.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Hasil Penelitian

Dalam bagian hasil penelitian ini, hal-hal penting yang ditemukan tentang penerapan algoritma *Random Forrest Classifier* dalam klasifikasi pengenalan bahasa isyarat disajikan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat model yang dapat mengenali dan mengklasifikasikan isyarat dengan tingkat akurasi tinggi sambil mempertimbangkan kecepatan pemrosesan, sehingga dapat diterapkan pada perangkat yang memiliki kemampuan komputasi terbatas. Pengujian model termasuk memeriksa berbagai variasi parameter dan dataset bahasa isyarat yang berbeda. Hasilnya menunjukkan bagaimana model berfungsi dalam berbagai kondisi. Selain itu, bagian ini memberikan gambaran tentang keuntungan dan kekurangan teknik yang digunakan, membandingkan kinerja model *Random Forrest Classifier* yang dikembangkan dengan model lain yang digunakan dalam penelitian sebelumnya. Diharapkan temuan ini akan membantu mengembangkan teknologi pengenalan bahasa isyarat yang lebih efisien dan berguna.

#### 1) Pengumpulan Dataset Gambar:

Penelitian dimulai dengan tahap pengumpulan data berupa gambar gerakan tangan yang direkam melalui *webcam* dan kemudian akan disimpan di dalam folder `./data`. Setiap subdirektori mewakili label tertentu dan berisi gambar-gambar tangan. Proses pengambilan dataset ditunjukkan pada gambar berikut



Gambar 4. Pengumpulan Dataset

#### 2) Preprocessing Data

Preprocessing Data pada penelitian ini adalah salah satu langkah penting dalam *Machine learning Random Forrest Classifier* yang dimulai dengan menggunakan *Mediapipe* untuk mendeteksi *landmark* pada tangan dalam setiap gambar yang terdapat di subdirektori dalam folder `./data`. Setiap subdirektori mewakili label tertentu dan berisi gambar-gambar tangan. Dalam prosesnya, setiap gambar diubah ke format RGB, kemudian dianalisis untuk mendeteksi posisi *landmark* tangan. Jika *landmark* tangan ditemukan, kode akan mengambil koordinat `(x, y)` dari setiap titik *landmark* dan menormalkan nya dengan mengurangi nilai minimum dari koordinat tersebut, sehingga posisi *landmark* tangan relatif terhadap titik paling kiri atas. Berikut adalah gambar kode *preprocessing* data.

```
results = hands.process(img_rgb)
if results.multi_hand_landmarks:
    for hand_landmarks in
    results.multi_hand_landmarks:
        mp_drawing.draw_landmarks(
            img_rgb, # image to draw
            hand_landmarks, # model
            output
            mp_hands.HAND_CONNECTIONS, # hand connections

            mp_drawing_styles.get_default_hand_landmarks_style(),

            mp_drawing_styles.get_default_hand_connections_style())
```

Gambar 5. Kode Preprocessing Data

#### 3) Membuat Model Dataset

Data *landmark* yang sudah dinormalisasi kemudian disimpan dalam sebuah list `data`, dan label (berdasarkan nama subdirektori) disimpan dalam list `labels`. Terakhir, data dan label disimpan ke dalam file `data.pickle` menggunakan pustaka *pickle*, yang

mempermudah penggunaan data ini dalam analisis atau model pembelajaran mesin di masa depan. Berikut adalah gambar kode klasifikasi data.

```
f = open('data.pickle', 'wb')
pickle.dump({'data': data, 'labels': labels}, f)
f.close()
```

Gambar 6. Kode Membuat Dataset

4) *Pelatihan Model Dataset:*

Proses Pelatihan Model ini memainkan peran penting dalam memastikan bahwa sistem yang dikembangkan memiliki kelas yang tinggi dan mampu memberikan hasil yang konsisten dalam berbagai kondisi. Tahapan ini melibatkan evaluasi kinerja model secara menyeluruh, termasuk pengujian terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya, untuk mengukur tingkat akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitasnya. Dengan memastikan bahwa model dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan simbol-simbol bahasa isyarat dengan cepat dan tepat, sistem ini tidak hanya meningkatkan efisiensi tetapi juga memberikan kepercayaan kepada pengguna dalam menggunakannya.

```
# Membagi data menjadi data latih dan data uji
x_train, x_test, y_train, y_test =
train_test_split(data, labels, test_size=0.2,
shuffle=True, stratify=labels)

# Membuat model Random forest
model = RandomForestClassifier()

# Menampilkan persentase sampel yang diklasifikasikan dengan benar
print(f'{score * 100:.2f}% dari sampel terkласifikasi dengan benar!')

# Menyimpan model ke dalam file pickle
with open('model.p', 'wb') as model_file:
    pickle.dump({'model': model}, model_file)
```

Gambar 7. Pelatihan Model Dataset

5) *Pengujian Sistem:*

Proses pengujian ini penting untuk memastikan bahwa sistem memiliki kelas yang tinggi dan mampu memberikan hasil yang konsisten. Dengan kemampuan mendeteksi dan mengklasifikasikan simbol-simbol bahasa isyarat dengan cepat dan tepat, sistem ini berpotensi besar untuk meningkatkan aksesibilitas dan inklusifitas bagi penyandang disabilitas pendengaran. Selain itu, hasil ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest Classifier* dapat menjadi alat yang efektif dalam pengolahan citra untuk tugas-tugas pengenalan pola

yang kompleks. Setelah dilakukan pengujian secara real-time, menggunakan *Webcam* berjenis *Jovitech Webcam Laptop* dengan kecepatan bingkai 30 fps, diketahui bahwa:

- Model bisa mengklasifikasi gestur dengan jarak maksimal 60 cm dari kamera dan sebaliknya model akan sulit untuk mendeteksi dan membedakan satu gestur dengan gestur yang lain.
- Model bisa mendeteksi gestur dan mendefinisikannya dengan sangat baik pada jarak 15 cm dari kamera.
- Model hanya bisa mendeteksi gestur dengan satu tangan.

Hasil dari 5 kali pengujian dengan jarak sekitar 15 cm.

Tabel 1. Hasil Penelitian

No	Model	Hasil	Presentase
1.	A		100%
2.	B		100%
3.	C		100%
4.	D		100%

Hasil dari 5 kali pengujian dengan jarak sekitar 60 cm.

Tabel 2. Hasil Penelitian

No	Model	Hasil	Presentase
1.	A		60%
2.	B		100%
3.	C		100%
4.	D		0%

### B. Pembahasan

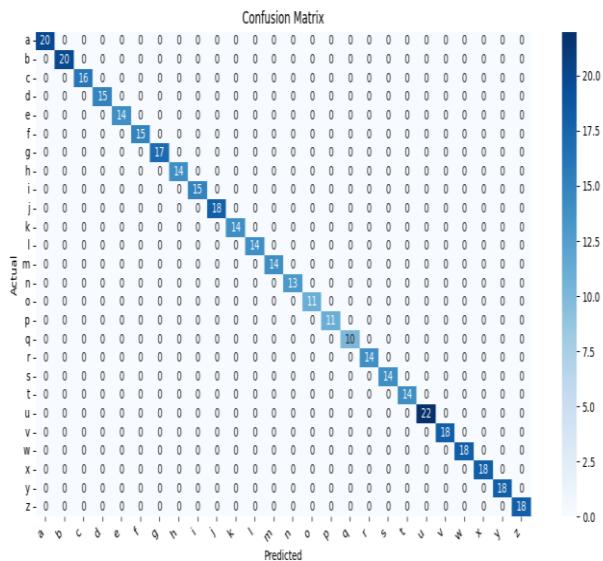
Dalam penelitian ini, peneliti membahas hasil klasifikasi bahasa isyarat yang dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest*. Evaluasi dilakukan untuk memahami seberapa baik model ini dapat mengenali bahasa isyarat berdasarkan *landmark* tangan. Salah satu cara untuk mengukur kinerja model adalah dengan melihat *confusion matrix*, yang memberikan gambaran tentang prediksi yang benar dan salah.

Metode Random Forest digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis data yang telah dikumpulkan dengan cara membangun model klasifikasi berbasis pohon keputusan. Data penelitian, yang disimpan dalam file pickle, diolah menjadi array numerik dan dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan fungsi *train\_test\_split*. Random Forest, yang merupakan metode ensemble

learning, bekerja dengan membangun sejumlah pohon keputusan independen dari subset data latih. Setiap pohon menghasilkan prediksi, dan hasil akhir ditentukan berdasarkan suara mayoritas dari semua pohon. Setelah pelatihan, model diuji menggunakan data uji untuk memprediksi label, dan tingkat akurasi dihitung untuk mengevaluasi performa model. Dengan akurasi yang diperoleh, model ini kemudian disimpan ke dalam file pickle untuk digunakan kembali.

Selain itu, performa model juga dinilai menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi ini membantu memberikan gambaran menyeluruh tentang kemampuan model, baik pada data pelatihan (*training*) maupun data pengujian (*testing*).

#### 1) Confusion Matrix:



Gambar 8. Confusion Matrix

*Confusion matrix* ini berisi 26 model data abjad dan menunjukkan distribusi prediksi dari model klasifikasi dibandingkan dengan nilai aktualnya. Setiap angka di matriks merepresentasikan jumlah data yang diprediksi pada kelas tertentu oleh model untuk setiap kelas aktual dan hasilnya. Model ini bekerja sempurna, karena seluruh prediksi yang dilakukan sesuai dengan nilai aktualnya dengan tingkat akurasi adalah 100%, karena tidak ada kesalahan prediksi.

#### 2) Akurasi Presisi, Recall, dan F1-score:

Hasil evaluasi model menunjukkan Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* masing-masing bernilai 1.00 (atau 100%) untuk semua kelas. Ini adalah hasil yang sangat sempurna, dan berikut adalah penjelasan sederhana tentang apa artinya:

a. Presisi

Presisi menjelaskan seberapa tepat model saat membuat prediksi positif.

Dalam hasil ini, nilai presisi 1.00 berarti setiap prediksi yang dibuat model selalu benar, tanpa ada kesalahan. Artinya, model tidak pernah salah mengklasifikasikan sampel ke kelas yang salah.

b. Recall

Recall mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua sampel yang benar.

$$\begin{aligned}\text{Recall} &= \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \\ &= 405 / (405 + 0) \\ &\equiv 1.00\end{aligned}$$

Dengan nilai recall 1.00, tidak pernah melewakan satu pun sampel yang seharusnya diprediksi dengan benar. model Setiap kelas berhasil teridentifikasi sepenuhnya tanpa ada kesalahan.

c. *F1-Score*

*F1-Score* adalah rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*.

$$\begin{aligned} \text{F1-Score} &= 2 * (\text{Presisi} * \text{Recall}) / (\text{Presisi} + \text{Recall}) \\ &= 2 * (1.00 * 1.00) / (1.00 + 1.00) \\ &= 1.00 \end{aligned}$$

Karena presisi dan recall keduanya sempurna, F1-Score juga menjadi 1.00. Ini menunjukkan model bekerja dengan sangat baik di semua aspek.

d. Laporan

- Per Kelas: Setiap kelas (dari ‘a’ hingga ‘z’) memiliki nilai presisi, recall, dan F1-Score sebesar 1.00. Ini berarti model bisa membedakan semua kelas tanpa kesalahan sama sekali.
  - Akurasi Total: Akurasi 1.00 berarti bahwa dari semua 405 sampel dalam data uji, semuanya terklasifikasi dengan benar.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan pengenalan *landmark* tangan untuk klasifikasi abjad Bahasa Isyarat Indonesia merupakan pendekatan yang efisien untuk mengenali dan mengklasifikasikan abjad secara otomatis. Proses pengembangannya dimulai dengan pra-pemrosesan data, seperti normalisasi ukuran piksel dan augmentasi data, diikuti oleh ekstraksi fitur menggunakan *Mediapipe* untuk mendapatkan koordinat *landmark* tangan yang dinormalisasi. Data tersebut kemudian dibagi untuk pelatihan dan pengujian menggunakan algoritma *Random Forest*. Model ini mampu mendeteksi seluruh huruf alfabet SIBI dengan akurasi sempurna, mencapai nilai Confusion Matrix, Presisi, Recall, dan *F1-Score* sebesar 1.00 (100%) untuk semua kelas, menunjukkan kinerja yang sangat akurat tanpa kesalahan dalam klasifikasi. Meski begitu, terdapat beberapa faktor penting yang memengaruhi performa model, seperti intensitas cahaya yang optimal dan gerakan tangan yang sesuai dengan kamus SIBI, terutama untuk huruf dengan gestur kompleks seperti Z dan J. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk mengintegrasikan model ini ke *platform mobile* agar lebih fleksibel, menambahkan fitur *text-to-speech* untuk mengubah output teks menjadi suara, menggunakan perangkat keras yang lebih baik, memperhatikan kondisi pencahayaan selama pengujian, serta memperluas dataset dengan melibatkan berbagai individu sebagai objek penelitian agar model lebih adaptif dan akurat dalam mendeteksi gestur dari pengguna yang berbeda.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Ambarak and A. Z. Falani, "Pengembangan Aplikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Realtime Video Menggunakan Model Machine Learning," *JIKA (Jurnal Inform.)*, vol. 7, no. 1, p. 89, 2023, doi: 10.31000/jika.v7i1.7277.
  - [2] I. Sari and E. Altiarika, "Sistem pengembangan bahasa isyarat untuk berkomunikasi dengan penyandang disabilitas (tunarungu)," *J. Inf. Technol.* ..., 2023, [Online]. Available: <https://jits.unmuhbabel.ac.id/index.php/jits/article/view/21>
  - [3] L. Arisandi and B. Satya, "Sistem Klarifikasi Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Sist. Cerdas*, vol. 5, no. 3, pp. 135–146, 2022, doi: 10.37396/jsc.v5i3.262.
  - [4] N. A. Handoko, R. B. Widodo, and ..., "Penggunaan Machine Learning dalam Klasifikasi Bahasa Isyarat BISINDO Menggunakan Kamera," ... *Nas. Univ. Ma* ...,

- 2023, [Online]. Available: <https://ocs.machung.ac.id/index.php/seminarnasionalmachung/article/view/397>
- [5] M. Maryamah, M. A. Pratama, and ..., "Klasifikasi Abjad SIBI (Sistem Bahasa Isyarat Indonesia) menggunakan Mediapipe dengan Metode Deep Learning," *Pros.* ..., 2023, [Online]. Available: <https://prosiding-senada.upnjatim.ac.id/index.php/senada/article/view/102>
- [6] Z. Fadhilah and N. L. Marpaung, "Pengenalan Alfabet SIBI Menggunakan Convolutional Neural Network sebagai Media Pembelajaran Bagi Masyarakat Umum," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5221.
- [7] I. Amri, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Menerjemahkan Bahasa Isyarat," *J. Multidisiplin Saintek Vol.* , vol. 2, no. 9, pp. 70–87, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.warunayama.org/kohesi>
- [8] O. D. Nurhayati, D. Eridani, and ..., "Sistem isyarat bahasa Indonesia (Sibi) metode convolutional neural network sequential secara real time," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu* ..., 2022, [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/a16c/f653e59c3ff7ace4d195d32a2d3a5fdf688f.pdf>
- [9] F. X. L. Riberu, *Sistem Deteksi Simbol Pada SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Secara Real Time Menggunakan Mediapipe dan LSTM*. 2023.
- [10] S. N. Bushra, A. Sheeba, C. A. Subasini, and S. A. Sibi, "Leukocytes Classification Using Convolutional Neural Network," *Cardiometry*, 2023, [Online]. Available: <https://search.proquest.com/openview/9bbfc1c3dd447fb9b621f53b72421d7/1?pq-origsite=gscholar%5C&cbl=2045095>
- [11] D. Indra, L. N. Hayati, M. A. Daris, I. A. Ad, and ..., "Penerapan Metode Random Forest dalam Klasifikasi Huruf BISINDO dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk," ... *J. Sist. Komput.*, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.unikom.ac.id/index.php/komputika/article/view/10363>
- [12] I. Hendapratama, I. W. Hamzah, and ..., "Rancang Bangun Aplikasi Penerjemah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *eProceedings* ..., 2023, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.tekomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/19132>
- [13] I. Suyudi, S. Sudadio, and ..., "Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia menggunakan Mediapipe dengan Model Random Forest dan Multinomial Logistic Regression," *J. Ilmu Siber Dan* ..., 2022, [Online]. Available: <https://journal.stiekrakatau.ac.id/index.php/jisted/article/view/1899>
- [14] P. E. Wiraswendro and H. Soetanto, "Application of Random Forest Classifier Algorithm in Indonesian Sign Language System (Sibi) Detection System," *Bit (Fakultas Teknol. Inf. Univ. Budi Luhur)*, vol. 19, no. 2, p. 75, 2022, doi: 10.36080/bit.v19i2.2043.
- [15] M. Teguh, A. Putra, W. A. Haji, D. Suarga, M. Math, and S. Kom, "Penerjemah Bahasa Isyarat Untuk Anak Tunarungu Di SLBN 1 Maros Menggunakan Mediapipe," vol. XVI, no. 2, pp. 531–541, 2023.