

Penerjemah Bahasa Isyarat Untuk Anak Tunarungu Di SLBN 1 Maros Menggunakan *Mediapipe*

Muh. Teguh Adhi Putra¹, Wahyu Abdul Haji², Drs. Suarga, M.Sc., M.Math., Ph.D³,
Salmiati, S.Kom., M.T.⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika Universitas Dipa Makassar

e-mail: ¹muhtgeuhadhiputra15@gmail.com, ²wahyupoetra038@gmail.com,
³suarga@dipanegara.ac.id, ⁴salmiati@dipanegara.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Penerjemah Bahasa Isyarat untuk Anak Tunarungu di SLBN 1 Maros menggunakan MediaPipe dan Random Forest. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan berkomunikasi anak tunarungu dengan memanfaatkan teknologi pengenalan gerakan bahasa isyarat dan algoritma Random Forest. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, termasuk pengumpulan data gerakan bahasa isyarat dari berbagai sumber, anotasi data untuk memberikan label pada gerakan bahasa isyarat, 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 diuji dan dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur kinerja penerjemah bahasa isyarat. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan kemampuan berkomunikasi anak tunarungu dengan menyediakan solusi teknologi yang efektif dan akurat dalam menerjemahkan gerakan bahasa isyarat. Pembuatan aplikasi penerjemah Bahasa isyarat dengan menggunakan MediaPipe dan algoritma Random Forest, dapat membantu anak tunarungu dalam mempelajari Bahasa isyarat.

Kata kunci—Isyarat, Tunarungu, Random Forest, Machine Learning.

Abstract

This research aims to develop a Sign Language Translator for Deaf Children at SLBN 1 Maros using MediaPipe and Random Forest. The study aims to improve the communication abilities of deaf children by utilizing motion recognition technology for sign language and the Random Forest algorithm. The research involves several stages, including collecting sign language motion data from various sources, annotating the data to provide labels for sign language motions, and dividing the data into training and testing sets. Furthermore, features are extracted from the sign language motions, and a Random Forest model is trained using the training data. The model is then tested and evaluated using the testing data to measure the performance of the sign language translator. The results of this research are expected to contribute to enhancing the communication abilities of deaf children by providing an effective and accurate technological solution for translating sign language motions. Making a sign language translator application using MediaPipe and the Random Forest algorithm, can help deaf children learn sign language.

Keywords— Sign Language, Deaf, Random Forest, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Sekolah Luar Biasa Negeri (SLBN) 1 Maros adalah sebuah lembaga pendidikan yang menerima siswa dengan kebutuhan khusus, terutama anak-anak tunarungu. Anak-anak tunarungu memerlukan bantuan dalam berkomunikasi, dan bahasa isyarat adalah bahasa yang

paling sering digunakan oleh mereka. Namun, tidak semua orang dapat menguasai bahasa isyarat, termasuk para guru dan staf sekolah yang mungkin memiliki keterbatasan dalam penggunaannya.

Dalam penggunaan bahasa isyarat di Indonesia terdapat dua cara yaitu menggunakan metode SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) dan BISINDO (Bahasa Isyarat Indonesia). SIBI menggunakan gerakan tangan, mimik wajah, dan ekspresi tubuh untuk menyampaikan pesan atau informasi. SIBI digunakan oleh sebagian besar komunitas tuna rungu di Indonesia dan memiliki persamaan dengan bahasa isyarat internasional. Sedangkan BISINDO juga menggunakan gerakan tangan, mimik wajah, dan ekspresi tubuh untuk menyampaikan pesan atau informasi, namun memiliki perbedaan dalam kosakata dan tata bahasa dengan SIBI. BISINDO diakui sebagai bahasa nasional untuk memfasilitasi komunikasi antara orang-orang dengan ketunaan pendengaran dan masyarakat secara umum.[1]

Komunikasi menjadi kendala utama bagi penyandang tunarungu terhadap orang normal karena pesan yang disampaikan tidak dapat dipahami karena pada umumnya orang normal tidak mempelajari bahasa isyarat. Begitupun yang terjadi pada SLBN 1 Maros, anak-anak penyandang tunarungu mengalami kesulitan dalam berkomunikasi baik sesama teman maupun dengan guru pada saat proses belajar mengajar. Masalah lain yang terjadi ketika antar sesama anak tunarungu berkomunikasi dengan Bahasa isyarat versi mereka masing-masing yang menyebabkan terjadinya miskomunikasi karena tidak menggunakan metode SIBI maupun BISINDO yang baik. Hal ini dapat menghasilkan banyak variasi gestur yang berbeda-beda dalam penggunaan bahasa isyarat.

Bahasa isyarat dapat dipelajari melalui buku serta alat peraga, namun dalam pengaplikasiannya buku serta alat peraga hanya menjelaskan penggunaan Bahasa isyarat tersebut. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah aplikasi khusus yang dapat digunakan dalam menterjemahkan Bahasa isyarat secara realtime sehingga orang normal maupun anak-anak tunarungu di SLBN 1 Maros dapat menggunakannya sebagai sarana dalam mempelajari Bahasa isyarat.

2. STUDI PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Bahasa Isyarat

Bahasa isyarat adalah bentuk komunikasi visual yang menggunakan gerakan tangan, tubuh, dan ekspresi wajah untuk menyampaikan makna. Bahasa isyarat biasanya digunakan oleh orang-orang yang memiliki gangguan pendengaran atau kesulitan dalam berbicara, biasa disebut dengan tunarungu. Ada berbagai model dalam bahasa isyarat yang telah dibuat. Hal ini dikarenakan tiap negara memiliki bahasanya masing-masing. Di Indonesia sendiri model bahasa isyarat yang telah dibuat sebagai upaya keseragaman bahasa isyarat bagi tunarungu di Indonesia dikenal dengan sebutan BISINDO atau bahasa isyarat Indonesia.[2]

2.1.2 *Machine Learning*

Istilah *Machine Learning* atau Pembelajaran Mesin pertama kali dikemukakan oleh Arthur Samuel seorang pimpinan pada bidang Computer Gaming dan Artificial Intelligence di IBM pada tahun 1959. Pembelajaran mesin digunakan dalam berbagai macam aplikasi, termasuk pengenalan gambar dan ucapan, pemrosesan bahasa alami, dan sistem rekomendasi.[3]

2.1.3 *Random Forest*

Random Forest adalah algoritme pembelajaran mesin yang umum digunakan dengan merek dagang Leo Breiman dan Adele Cutler, yang menggabungkan keluaran dari beberapa pohon keputusan untuk mencapai satu hasil. Kemudahan penggunaan dan

fleksibilitasnya telah memicu pengadopsiannya, karena menangani klasifikasi dan regresi masalah.

Algoritma *Random Forest* memiliki tiga hyperparameter utama, yang perlu diatur sebelum pelatihan. Ini termasuk ukuran simpul, jumlah pohon, dan jumlah fitur sampel. Dari situ, pengklasifikasi hutan acak dapat digunakan untuk memecahkan masalah regresi atau klasifikasi.[4]

Untuk tugas regresi, pohon keputusan individual akan dirata-ratakan, dan untuk tugas klasifikasi, suara mayoritas—yaitu. variabel kategori yang paling sering—akan menghasilkan kelas yang diprediksi. Terakhir, sampel oob kemudian digunakan untuk validasi silang, menyelesaikan prediksi tersebut.[5]

2.1.4 Object Detection

Object Detection atau deteksi objek adalah teknologi pemrosesan gambar atau video yang digunakan untuk mengidentifikasi dan membedakan objek yang berbeda dalam gambar atau video. Deteksi objek berfokus pada pengenalan objek atau pola tertentu pada gambar atau video, dan bertujuan untuk mewujudkan objek yang diinginkan dari latar belakang atau objek lain. Teknologi pendeteksi objek dapat diterapkan di berbagai bidang seperti keamanan, industri, transportasi, penginderaan jauh, dan juga dalam aplikasi kecerdasan buatan.[6]

2.2 Penelitian Terkait

1. Penelitian yang dilakukan oleh Rohmat Indra Borman, dkk, 2018, “Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA)”, yang membahas pengenalan BISINDO dengan menguji 24 huruf dalam alfabet. Kemudian perbedaan yang penulis lakukan dapat mendeteksi alfabet dan gestur tangan.
2. “Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network”; Mochamad Bagus Setiyo Bakti , Yuliana Melita Pranoto; Sekolah Tinggi Teknik Surabaya: Seminar Nasional Inovasi Teknologi. Persamaan persamaan dalam penelitian ini; Melakukan *image processing* dalam memproses dataset berupa citra gestur. Sedangkan perbedaan; Hanya mendeteksi gestur berupa angka 0 sampai 9 dan menggunakan algoritma CNN, sedangkan pada penelitian ini akan mendeteksi gestur alfabet dan akan menggunakan algoritma Random Forest.
3. “Deteksi Gambar Gestur Kosakata Bahasa Isyarat Indonesia dengan Convolutional Neural Network”; Ferdian Rachardi; Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta; 2020. Persamaan : Melakukan deteksi terhadap gestur kosakata dan menggunakan library Scikit-learn dalam melakukan training data. Perbedaan : Terbatas pada jenis bahasa isyarat BISINDO, sedangkan pada penelitian yang akan diajukan akan menerapkan jenis Bahasa isyarat dengan metode SIBI.
4. “Klasifikasi Objek Kode Tangan pada Pengenalan Isyarat Alphabet Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo)”; Rohmat Indra Borman, Bentar Priopradono, Abdul Rahman Syah; Universitas Teknokrat Indonesia; Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya (SNIA). Persamaan : Menggunakan Teknik object detection dan haar cascade dalam mendeteksi gestur. Perbedaan : Hanya mendeteksi jenis Bahasa

isyarat BISINDO berupa alphabet dan menggunakan algoritma K-NN, sedangkan pada penelitian yang akan diajukan akan mendeteksi beberapa kosakata dalam Bahasa isyarat dan menggunakan algoritma *Random Forest*.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini dapat dikategorikan sebagai penelitian aplikatif atau penelitian praktis yang bertujuan untuk mencari solusi untuk masalah nyata atau untuk mengembangkan suatu aplikasi yang dapat berguna dalam kehidupan sehari-hari. Dalam hal ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi penerjemah bahasa isyarat yang dapat membantu anak tunarungu dalam berkomunikasi dengan lebih mudah dan efektif, sehingga dapat membantu memecahkan masalah komunikasi yang dihadapi oleh anak tunarungu di SLBN 1 Maros.

3.2 Pengumpulan Data

Untuk melakukan penelitian ini, peneliti melakukan pengumpulan data dengan beberapa cara. Berikut adalah beberapa cara yang dilakukan oleh peneliti untuk mengumpulkan data.

3.2.1 Observasi

Peneliti melakukan observasi terhadap anak-anak tunarungu di SLBN 1 Maros dalam berkomunikasi menggunakan bahasa isyarat sebelum dan setelah menggunakan aplikasi penerjemah bahasa isyarat. Observasi ini dilakukan untuk mendapatkan gambaran mengenai kemampuan anak tunarungu dalam berkomunikasi dan untuk mengetahui sejauh mana penggunaan aplikasi penerjemah bahasa isyarat dapat meningkatkan kemampuan tersebut.

3.2.2 Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset dengan cara mengambil gambar maupun video gestur dari tiap-tiap kosakata Bahasa isyarat yang bersumber dari internet, pengambilan secara langsung. Tiap kosakata akan memerlukan setidaknya 100 data dari sumber yang berbeda-beda kemudian data tersebut akan dibagi menjadi Data Training dan Data Testing dengan perbandingan 90:10.

3.2.3 Uji Coba Aplikasi

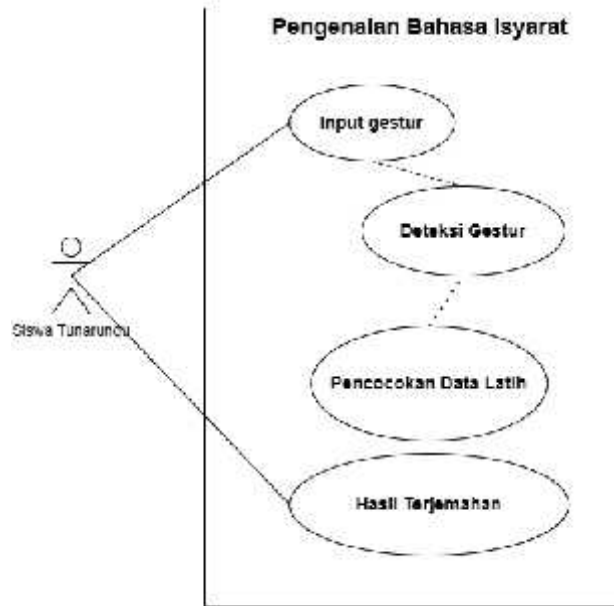
Peneliti melakukan uji coba aplikasi penerjemah bahasa isyarat yang telah dibuat dengan melibatkan anak-anak tunarungu di SLBN 1 Maros. Uji coba ini dilakukan untuk mengukur efektivitas aplikasi dalam membantu anak tunarungu dalam berkomunikasi menggunakan bahasa isyarat dan untuk mengetahui sejauh mana penggunaan aplikasi tersebut dapat meningkatkan kemampuan anak tunarungu dalam berkomunikasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Perancangan Solusi

4.1.1 Use Case Diagram

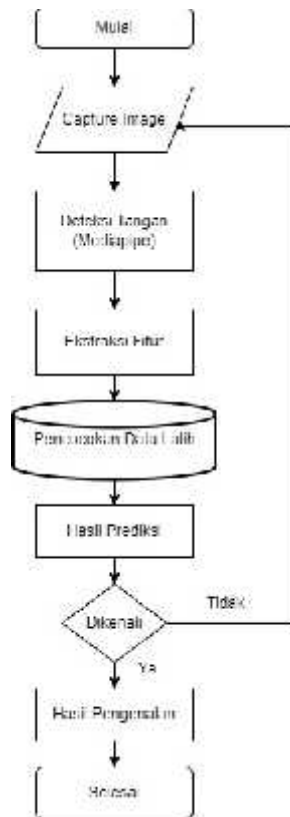
Dalam penggunaan aplikasi penerjemah bahasa isyarat ini, hanya tersedia 1 pengguna yang berperan sebagai aktor. Aktor tersebut hanya berperan memasukkan data berupa gestur Bahasa isyarat melalui webcam yang tersedia kemudian akan diproses oleh system dan mengeluarkan output berupa prediksi atau klasifikasi berdasarkan gestur yang dimasukkan.



Gambar 1 Use Case Diagram

4.1.2 Flowchart Aplikasi

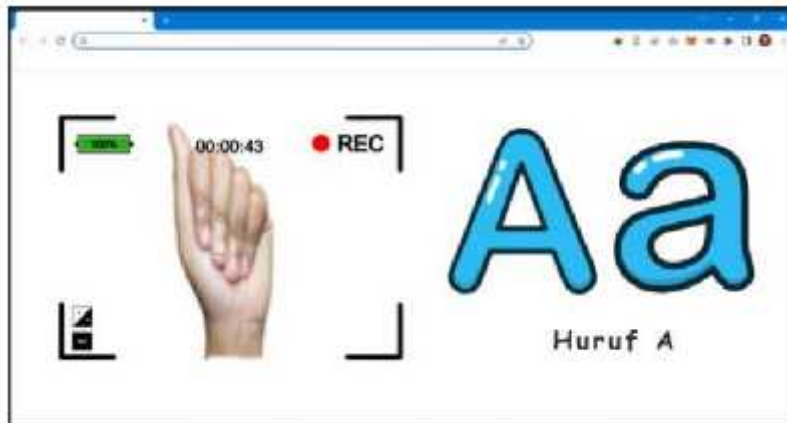
Flowchart proses dari aplikasi ini dimulai dari pengambilan gambar menggunakan webcam secara realtime, selanjutnya mendeteksi objek tangan menggunakan mediapipe. Hasil deteksi kemudian diekstrak untuk dapat dilakukan pencocokan data latih yang kemudian menghasilkan prediksi. Prediksi tersebut akan lakukan pengecekan terhadap label yang tersedia, jika cocok akan mengeluarkan hasil pengenalan, jika tidak akan kembali ke proses pengambilan gambar.



Gambar 2 Flowchart

4.1.3 Perancangan Interface

Pada aplikasi ini hanya tersedia 1 *interface* atau halaman antar muka yang dimana hanya menampilkan halaman berisi tampilan dari kamera dan hasil dari prediksi atau klasifikasi Bahasa isyarat.



Gambar 3 Rancangan Interface

4.2 Preprocessing Image

Pada tahap ini peneliti melakukan manipulasi terhadap gambar-gambar yang akan digunakan yaitu gestur dari 24 abjad alfabet. Dengan menggunakan library open cv untuk mengambil gambar, menggunakan mediapipe untuk mendeteksi gestur, serta sampai pada pembuatan dataset.

4.2.1 Pengambilan Gambar

Gambar yang diambil adalah gambar dari gestur tiap-tiap abjad dalam alfabet, namun ada dua huruf yang tidak dapat diproses pada tahap ini yaitu huruf j dan z karena menggunakan gerakan dalam praktiknya. Berikut merupakan ilustrasi abjad dari gestur SIBI.



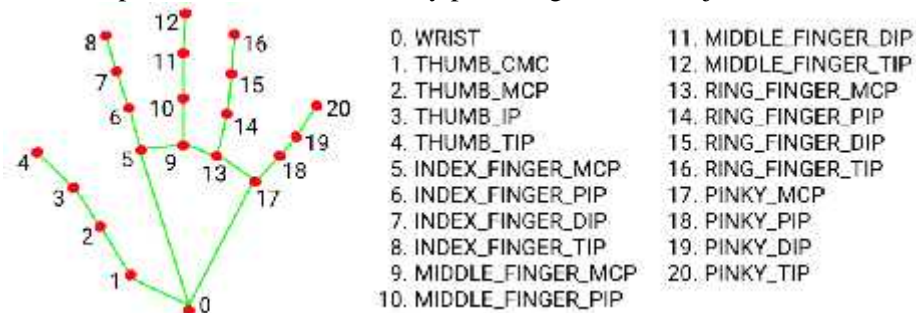
Gambar 4 Abjad Dalam Sibi



Gambar 5 Hasil Pengambilan Gambar

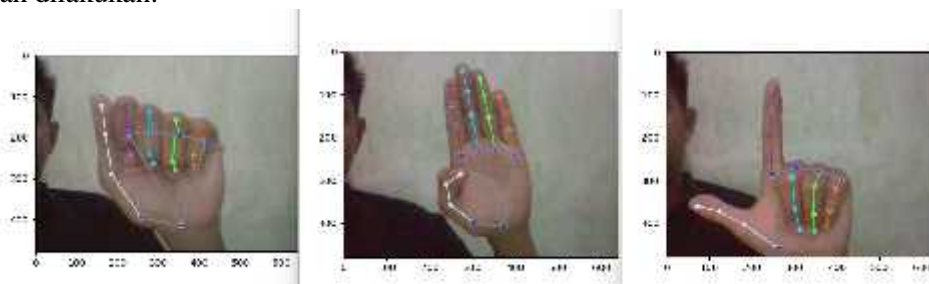
4.2.2 Landmark Detection

Gambar-gambar gestur yang telah diambil sebelumnya kemudian diberikan penanda berupa titik-titik yang saling terhubung menggunakan *library mediapipe*. Titik-titik tersebut merepresentasikan posisi koordinat sumbu x, y pada tangan dan ruas jari.



Gambar 6 Panduan Landmark Detection

Penanda tersebut akan diekstrak menjadi fitur sesuai dengan bentuk gestur yang diperagakan yang nantinya akan diproses pada tahap pembuatan dataset. Berikut hasil penanda yang telah dilakukan:



Gambar 7 Hasil Landmark Detection

4.2.3 Pembuatan Dataset

Berdasarkan proses sebelumnya, akan terbentuk berupa titik-titik koordinat pada sumbu x dan y pada tiap data gambar yang tersedia. Titik-titik tersebut akan disimpan ke dalam bentuk dictionary dan diekspor ke sebuah file pickle.

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

Dari hasil tersebut maka didapatkan dua fitur yang akan dilatih yaitu data dan labels. Data yang menjadi variable bebas yang merupakan kumpulan titik-titik koordinat x dan y dari

gestur abjad yang diperagakan sedangkan labels menjadi variable terikat. Berikut visualisasi dari dataset yang telah terbentuk:

	data	labels
0	[0.305109222097709605, 0.6244059350540125, 0.14...	0
1	[0.30787062644938496, 0.6307900510882874, 0.15...	0
2	[0.32033273077690123, 0.6185074318501617, 0.17...	0
3	[0.31590108422901154, 0.6960832874774833, 0.16...	0
4	[0.21555105422901154, 0.5990832874774833, 0.16...	0
...
2312	[0.21059675645020247, 0.727005500145752, 0.121...	9
2313	[0.2102420090700014, 0.7099326252837317, 0.122...	9
2314	[0.21202405127449036, 0.6917015200405058, 0.12...	9
2315	[0.21262483127449036, 0.6917815208433058, 0.12...	9
2316	[0.22800762951374054, 0.7270409014255524, 0.13...	9

2317 rows x 2 columns

Gambar 8 Visualisasi Dataset

Berdasarkan Gambar 4.5, dapat dilihat bahwa terdapat 2317 baris dan 2 kolom; 2317 baris yang dimana ini adalah jumlah dari gambar yang digunakan yaitu 100 gambar untuk tiap-gestur dikali 24 gestur; 2 kolom merupakan fitur yang berupa data dan labels.

4.3 Pelatihan Model

Pada tahap ini, peneliti melakukan training atau pelatihan terhadap dataset yang telah dibuat pada tahap sebelumnya. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan algoritma Random Forest dengan bantuan library scikit-learn.

Data splitting adalah proses membagi data menjadi data latih dan data test. Data latih akan digunakan pada saat proses pelatihan, sedangkan data test digunakan sebagai pembandingan dari data latih yang telah dilatih pada saat penentuan skor akurasi.

Pada penelitian ini, peneliti membagi keseluruhan data untuk tiap-tiap abjad secara acak, 80% untuk data latih dan 20% untuk data test agar terhindar dari overfitting. Proses data splitting dapat dilakukan dengan menggunakan kode berikut:

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    data, labels, test_size=0.2, shuffle=True, stratify=labels)
```

Trining Model dilakukan untuk mendapatkan hasil klasifikasi dan prediksi dari dataset yang telah dibuat pada proses sebelumnya. Peneliti menggunakan model regresi random forest dari Sckit-Learn dengan memasukkan parameter x_train sebagai data fitur dan y_train sebagai data label yang akan dilatih. Proses training model akan menghasilkan data latih yang telah siap digunakan. Berikut kode yang digunakan dalam melakukan pelatihan model:

```
model = RandomForestClassifier()
model.fit(x_train, y_train)
```

Setelah dilakukan pelatihan terhadap data, maka didapatkan skor performa dari data latih dan data test yang sangat baik yaitu 100% artinya model dapat mengenali tiap-tiap inputan berdasarkan dataset yang telah dibuat sebelumnya.


```

Menguji performansi model
print('Nilai Performa Train :', model.score(x_train, y_train) *100)
print('Nilai Performa Test :', model.score(x_test, y_test) *100)











Nilai Performa Train : 100.0
Nilai Performa Test : 100.0
    
```

Gambar 9 Skor Akurasi











4.4 Pengujian

Pada tahap pengujian, peneliti menggunakan metode black box testing yang dimana dilakukan pengujian terhadap tiap-tiap gestur abjad Bahasa isyarat yang telah dilatih sebelumnya. Berikut hasil pengujian yang disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 1 Hasil Pengujian

No.	Gestur	Keluaran	Nilai	Keterangan
1.			100%	Dapat mendeteksi
2.			98%	Dapat mendeteksi
3.			100%	Dapat mendeteksi
4.			100%	Dapat mendeteksi
5.			100%	Dapat medeteksi

Tabel 1 Hasil Pengujian

No.	Gestur	Keluaran	Nilai	Keterangan
6.			100%	Dapat medeteksi
7.			100%	Dapat medeteksi
8.			100%	Dapat medeteksi
9.			100%	Dapat medeteksi
10.			100%	Dapat medeteksi

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan pada bab-bab sebelumnya, maka telah dihasilkan suatu perancangan aplikasi penerjemah bahasa isyarat menggunakan *mediapipe* dan *random forest*, yang dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. 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.
2. 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.
3. *Mediapipe* sangat baik digunakan dalam pengenalan pose tubuh khususnya dalam penelitian ini yang menggunakan pose tangan namun kadang terjadi kesalahan dalam penentuan marker.

6. SARAN

Berikut saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Mengembangkan aplikasi ke dalam platform mobile agar penggunaannya dapat lebih fleksibel.
2. Mengubah output yang berupa teks menjadi suara dengan menggunakan teknologi text-to-speech.
3. Menambah jumlah dataset yang digunakan untuk meningkatkan tingkat akurasi dalam proses training.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mursita, R. A. (2015). RESPON TUNARUNGU TERHADAP PENGGUNAAN SISTEM BAHASA ISYARAT INDONESIA (SIBI) DAN BAHASA ISYARAT INDONESIA (BISINDO) DALAM KOMUNIKASI. *INKLUSI*, 2(2), Article 2. <https://doi.org/10.14421/ijds.2202>
- [2] Fortuna, A. N. (2014). PERSEPSI SISWA TUNARUNGU TERHADAP PENGGUNAAN SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA DALAM KOMUNIKASI (Penelitian Deskriptif Kuantitatif di SLB se-Kota Padang). *Jurnal Penelitian Pendidikan Khusus*, 3(3), Article 3. <https://ejournal.unp.ac.id/index.php/jupekhu/article/view/3906>
- [3] An introduction to Machine Learning. (2017, August 24). *GeeksforGeeks*. <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-machine-learning/>
- [4] Tin Kam Ho. (1995). Random decision forests. *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, 1, 278–282. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.1995.598994>
- [5] Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random Forests. In C. Zhang & Y. Ma (Eds.), *Ensemble Machine Learning* (pp. 157–175). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5
- [6] Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, 1, I-511–I-518. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>
- [7] Joksimoski, B., Zdravevski, E., Lameski, P., Pires, I. M., Melero, F. J., Martinez, T. P., Garcia, N. M., Mihajlov, M., Chorbev, I., & Trajkovik, V. (2022). Technological Solutions for Sign Language Recognition: A Scoping Review of Research Trends, Challenges, and Opportunities. *IEEE Access*, 10, 40979–40998. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3161440>
- [8] Soetikno, Y. J. W. (2020, October). Using WebQual 4.0 for measuring quality of E-learning services during COVID-19 pandemic. In *2020 8th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)* (pp. 1-7). IEEE.